

Technische Universität Ilmenau
Fakultät für Informatik und Automatisierungstechnik
Institut für Biomedizinische Technik und Informatik

**Kompression von EEG-Daten mittels räumlich
harmonischer Zerlegung**

Master Thesis

Zur Erlangung des akademischen Grades M. Sc.

Vorgelegt von
Paul Younan

Matrikelnummer:	39188
Geboren :	am 25.01.1986 in Syrien/Malkia
Studiengang:	Biomedizinische Technik
Verantwortlicher Professor:	Prof. Dr.-Ing. habil. Jens Haueisen
Hochschulbetreuer:	Dr. rer. nat. Uwe Graichen Dr.-Ing. Roland Eichardt
Abgabe der Arbeit:	28.11.2012

Abstract

The present work deals with the compression of the data generated during an investigation electroencephalography (EEG) using spatial harmonic decomposition. In an EEG-recording with large number of electrodes (256 to 512) and high sampling rates (up to 20 KHz) very large amounts of data could be recorded. To use less storage space and bandwidth for storing or transferring these data, an efficient compression tool is required, that is not allowed to distort the medical diagnosis. A spatially harmonic decomposition method based on the eigenanalysis of the Laplace-Beltrami operator on the triangulated surface of the electrode positions could enable an efficient compression of the recorded EEG data. This approach involves two steps. Firstly, basis functions will be determined from the information which is obtained from the electrodes position for the subsequent data decomposition. Secondly, during a multichannel EEG examination the recorded data are decomposed using of these basic functions in coefficients.

This work is dedicated to the study of the efficiency of the compression method for the storage and transmission of EEG data. This work gives an overview on the relevant quality criteria of compression rate and quality of the compressed data as well as the art of EEG data compression. Then the influence of standard and tracked electrodes position with same number is analyzed. Further strategies of data compression are designed and analyzed. These strategies are applied and compared to different EEG records with same and different number of the electrodes (256 and 64). At the end of this work is the effect of the strongly noised EEG data on the compression investigated.

Kurzfassung

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit der Kompression der Daten, die während einer Elektroenzephalographie-Untersuchung (EEG-) entstehen, mittels räumlich harmonischer Zerlegung. Bei einer EEG-Aufzeichnung mit einer sehr großen Elektrodenanzahl (256 bis 512) und sehr hohen Abtastraten (bis zu 20 KHz) entstehen sehr große Datenmengen. Ein begrenzter Speicherplatz und Bandbreite für die Speicherung bzw. Übertragung dieser Daten verlangt eine effiziente Datenkompression, die möglichst die ärztliche Diagnose nicht verfälschen sollte. Ein räumlich harmonisches Zerlegungsverfahren basierend auf der Eigenanalyse des Laplace-Beltrami-Operators auf der triangulierten Oberfläche der Elektrodenpositionen könnte eine effiziente Kompression der aufgezeichneten EEG-Daten ermöglichen. Dieses Konzept erfolgt in zwei Schritten. Zuerst werden aus durch die Elektrodenanordnung und -position gewonnenen Informationen Basisfunktion für die spätere Datenzerlegung bestimmt. Dann werden die während einer EEG-Untersuchung aufgezeichneten vielkanaligen Daten mit Hilfe dieser Basisfunktionen in Koeffizienten zerlegt.

Diese Arbeit widmet sich der Untersuchung der Effizienz dieses Kompressionsverfahren für die Speicherung und Übertragung von EEG-Daten. Dafür wird zuerst eine Übersicht über die relevanten Qualitätskriterien hinsichtlich Kompressionsrate und Qualität der komprimierten Daten sowie über Stand der Technik von EEG-Datenkompression gegeben. Dann wird der Einfluss von Standard- und getrackten Elektrodenposition gleicher Anzahl untersucht. Weiterhin werden Strategien zur Datenkompression entworfen und analysiert. Diese Strategien werden auf verschiedene EEG-Datensätze gleicher sowie unterschiedlicher Elektrodenanzahl (256 & 64) appliziert und miteinander verglichen. Am Ende wird der Einfluss von stark gestörten EEG-Daten auf die Kompression untersucht.

Inhaltsverzeichnis

Abstract.....	III
Kurzfassung.....	IV
1 Einleitung.....	1
1.1 Motivation	1
1.2 Aufgaben- und Zielstellung.....	2
2 Grundlagen.....	3
2.1 EEG	3
2.1.1 Definition	3
2.1.2 EEG-Ableitung.....	3
2.1.3 EEG-Daten.....	6
2.2 Datenkompression.....	9
2.3 Kompression von Biosignalen und Bewertungskriterien.....	10
2.3.1 Subjektive Bewertung.....	10
2.3.2 Objektive Bewertung.....	11
2.4 Stand der Technik der EEG-Datenkompression	13
3 Methode und Ansatz.....	14
3.1 Einführung.....	14
3.2 Mathematische Grundlagen	14
3.2.1 Laplace-Operator	14
3.2.2 Bestimmung der Laplace-Matrix	16
3.2.3 Räumlich harmonische Analyse von EEG-Daten	17

3.3	Kompressionsstrategien	19
3.3.1	<i>Niederfrequente Komponenten (unsortiert)</i>	20
3.3.2	<i>Komponenten mit höchsten Energiebeitrag (sortiert)</i>	23
4	Simulation und Ergebnisse	25
4.1	Vorgehensweise	25
4.2	Einfluss der Elektrodenposition	25
4.3	Vergleich der Kompressionsstrategien	28
4.3.1	<i>Applikation auf 256-kanaligem EEG</i>	28
4.3.2	<i>Applikation auf 64-kanaligem EEG</i>	34
4.4	Einfluss verrauschter EEG-Daten	37
5	Diskussion	41
6	Zusammenfassung und Ausblick.....	43
	Literaturverzeichnis	45
	Abkürzungsverzeichnis	50
	Abbildungsverzeichnis.....	52
	Anlagen	55
	Eigenständigkeitserklärung	56

1 Einleitung

1.1 Motivation

Die Elektroenzephalographie (EEG) ist eines der wichtigsten Diagnoseverfahren in der Neurologie. Mit seiner Hilfe können Aussagen über den Zustand des menschlichen zentralen Nervensystems (ZNS) getroffen werden. In der Vergangenheit wurden die EEG-Daten immer auf dafür geeigneter Papiere aufgezeichnet. Heutzutage werden moderne EEG-Geräte zum Einsatz gebracht, wobei die abgeleiteten Daten digital aufgezeichnet und in einem bestimmten Datenformat gespeichert werden. Je nach Ableitungsart kann eine große Anzahl von bis zu 512 Elektroden zur Erfassung des EEG-Signals verwendet werden. In den meisten Fällen arbeiten diese modernen EEG-Systeme auch mit sehr großen Abtastraten von bis zu 20 kHz. Daraus entstehen sehr großen Datenmengen, die für eine effiziente Speicherung und Übertragung komprimiert werden sollen.

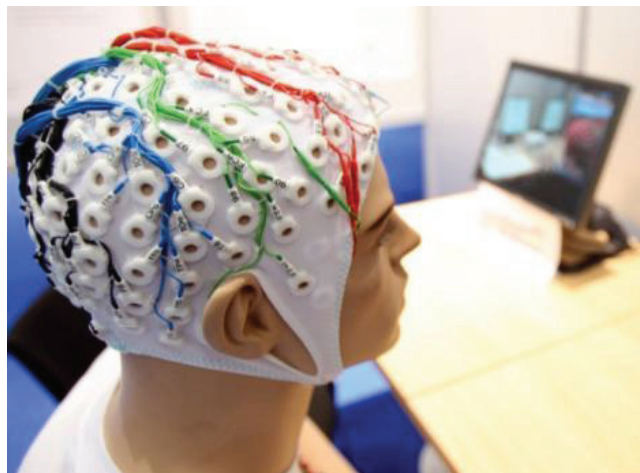


Abbildung 1: Beispiel einer EEG-Kopfhaube [1]

Ein verbreitetes Anwendungsgebiet der EEG ist die so genannten Brain Computer Interface (BCI). Um eine patientenfreundliche Untersuchung zu ermöglichen, werden in den meisten Fällen die gespeicherten Daten drahtlos aus der Kopfkappe¹ (Abbildung 1)

¹ Eine Kopfhaube, an der die EEG-Elektroden platziert werden.

an einen Rechner übertragen. Während einer Aufzeichnung des EEG können je nach Ableitungsmethode große Datenmengen entstehen. Diese erfordern viel Speicherplatz und lange Übertragungszeit. Dieses Problem kann durch eine geeignete Kompression der EEG-Daten gelöst werden. Dabei sollte die ärztliche Diagnose möglichst nicht verfälscht werden. Ein neuer Ansatz der EEG-Datenkompression wird in dieser Arbeit präsentiert. Dieser basiert auf der räumlich harmonischen Zerlegung von EEG-Daten mittels der Eigenanalyse des Laplace-Beltrami-Operators auf triangulierter Oberfläche einer EEG-Elektrodenposition [2].

1.2 Aufgaben- und Zielstellung

Das im ersten Abschnitt für die Datenkompression vorgeschlagenen Zerlegungsverfahren wird im Rahmen dieser Masterarbeit untersucht. Die Durchführung dieser Arbeit erfolgt mit der Bearbeitung verschiedener Aufgaben. Zunächst werden allgemeine Grundlagen zu relevanten EEG-Messverfahren und deren Ableittechniken, sowie ein Überblick über den Stand der Technik zur Daten-, Bild- und Bildsequenz-Kompression gegeben. Es werden verschiedene Bewertungskriterien zur Bewertung der Kompressionsperformance vorgestellt. Anschließend wird die zur EEG-Datenkompression vorgeschlagene Methode vorgestellt und erläutert. Darauf folgt die Aufbereitung von verschiedenen vorliegenden 256- und 64-Kanal Probandendaten und Analyse deren räumlichen Spektren. Danach werden Kompressionsstrategien für EEG-Daten entworfen und untersucht. Diese Untersuchung erfolgt, indem die vorgeschlagenen Strategien auf die aufbereiteten Datensätze appliziert werden. Am Ende sind die durchgeführten Kompressionsverfahren bezüglich Kompressionsrate, Qualität der komprimierten Daten und der Aufwand für dessen Berechnung zu evaluieren.

Das Ziel dieser Arbeit ist, eine Aussage treffen zu können, wie geeignet die vorgeschlagene Methode für EEG-Datenkompression ist und welche der daraus abgeleiteten Kompressionsstrategien diesen Zweck am besten erfüllt. Allgemein gilt, dass bei einer verlustbehafteten Datenkompression zu einem Informationsverlust kommt. Bei einer EEG-Datenkompression unter Verwendung des Ansatzes der räumlichen harmonischen Zerlegung kann deswegen die Rekonstruktion der Originaldaten nicht vollständig sein, was zu einer Verfälschung der ärztlichen Diagnose führen könnte. Daher ist die Bewertung des rekonstruierten Signals nach der Kompression mit den entwickelten Kompressionsverfahren sehr wichtig.

2 Grundlagen

2.1 EEG

2.1.1 Definition

Die Elektroenzephalografie (EEG²) ist die Aufzeichnung der Potentialschwankungen auf der Kopfoberfläche durch die Messung der summierten elektrischen Aktivität des Gehirns. Diese Potentiale kommen durch die physiologischen Vorgänge einzelner Gehirnzellen zustande. Dadurch entstehen elektrische Hirnströme, die vom gesundheitlichen Zustand des Gehirns abhängig sind. Somit zählt die EEG zu den wichtigsten Messmethoden der medizinischen Diagnostik in der Neurologie. Typische Anwendung der EEG ist die Diagnose von neurologischen Krankheiten wie Epilepsie, Migräne und Schlafstörungen. Weitere Informationen zu den Entstehungsmechanismen des EEG sind aus Kapitel 1 von [3] zu entnehmen.

2.1.2 EEG-Ableitung

Meistens erfolgt die EEG-Messung nichtinvasiv anhand Elektroden, die entsprechend einer bestimmten Anordnung auf der Kopfhaut platziert werden. Die Platzierung der Elektroden kann z.B. nach einem standardisierten Schema geschehen dem so genannte 10-20-Elektrodensystem, welches auf dem vierten Kongress der International Federation 1957 festgelegt wurde [4]. Bei diesem System werden 19 Elektroden verwendet, die zueinander in relativen Abständen platziert werden. Somit können die Elektroden unabhängig von den variablen Kopfgrößen mit einer festgelegten Anordnung (10-20-System) nach anatomischen Bezugspunkten ausgerichtet und positioniert werden (Abbildung 2).

² Die Elektroenzephalografie ist die Untersuchungsmethode und das Elektroenzephalogramm ist die grafische Darstellung der Potentialschwankungen an der Kopfoberfläche. Die beiden haben die gleiche Abkürzung EEG

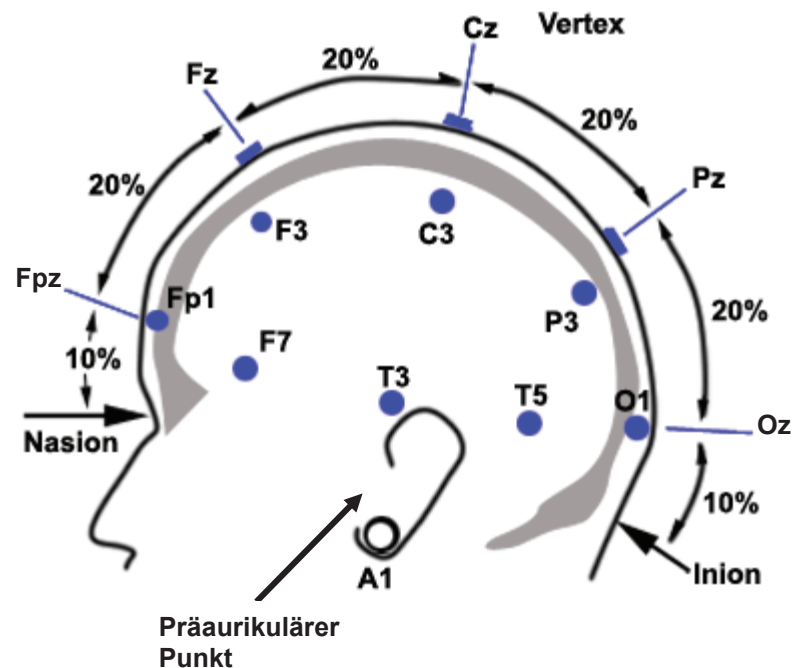


Abbildung 2: schematische Darstellung der Elektrodenplatzierung nach 10-20-System [5]

Zuerst wird der Abstand zwischen dem Nasion³ und dem Inion⁴ entlang der Mittellinie in Längsrichtung gemessen und als 100% angenommen. Die erste Markierung, woran die entsprechende Elektrode platziert wird, wird nach 10% vom Nasion bzw. Inion ausgehend gesetzt und alle weiteren Abstände jeweils nach 20% des gesamten Abstandes. Das gleiche Vorgehen erfolgt bei der Markierung auf der Linie zwischen den beiden präaurikulären⁵ (A1 & A2) Punkten. Wie in Abbildung 2 dargestellt ist, haben die Ableitpunkte folgende international einheitliche Bezeichnung: *frontopolar* (Fp), *frontal* (F), *temporal* (T), *zentral* (C), *parietal* (P), *okzipital* (O), *aurikulär* (A) und *zero* als Mittellinie (Z) [6].

Spezielle Fragestellungen in der Neurologie wie z.B. EEG-Mapping⁶ und Quellenlokalisierung, welche für fortgeschrittene Untersuchungsstudien von spontanen⁷ und evozierten⁸ Potentialen (z.B. VEP-Visuell Evozierte Potentiale) gedacht sind, benötigen eine größere Anzahl von Elektroden. Eine Erweiterung des originalen 10-20 Systems wurde im Jahr 1985 von *Christian et al.* vorgeschlagen, wobei eine Erhöhung der Elektrodenanzahl von 21 auf 74 möglich war. Dieses System wurde als 10% System bekannt und später als 10-10 System bezeichnet.

³ Der Übergangspunkt zwischen Stirn und Nase

⁴ Der am Hinterhauptknochen des Kopfes am weitesten vorspringenden Punkt

⁵ Vor dem Ohr

⁶ Erstellung konkreter Funktionsgebiete des Gehirns

⁷ EEG-Ableitung in einer Ruhezustand ohne äußere oder innere Ereignisse

⁸ Potentiale, die gezielt durch einen bestimmten Reiz ausgelöst werden (Zweck der Untersuchung der Leitfähigkeit von Nervenbahnen)

Eine andere Möglichkeit, die Elektrodenanzahl zu erhöhen, wurde im Jahr 2000 von *Oostenveld, R. und Praamstra, P.* vorgeschlagen. Dieser Vorschlag ist auf einer logischen Erweiterung des 10-10 Systems basiert, wodurch eine Elektrodenerweiterung bis zu 345 möglich ist. Vergleichbar mit dem verwendeten Abstand bei den 20- und 10-10 Systeme wird bei der neuen Methode ein proportionaler Abstand von 5% des gesamten Abstandes zwischen Nasion und Anion bzw. den beiden präaurikulären Punkten festgelegt. Dieses System wurde als 5% oder auch 10-5 System genannt. Weitere und ausführliche Informationen dazu sind aus [7] zu entnehmen.

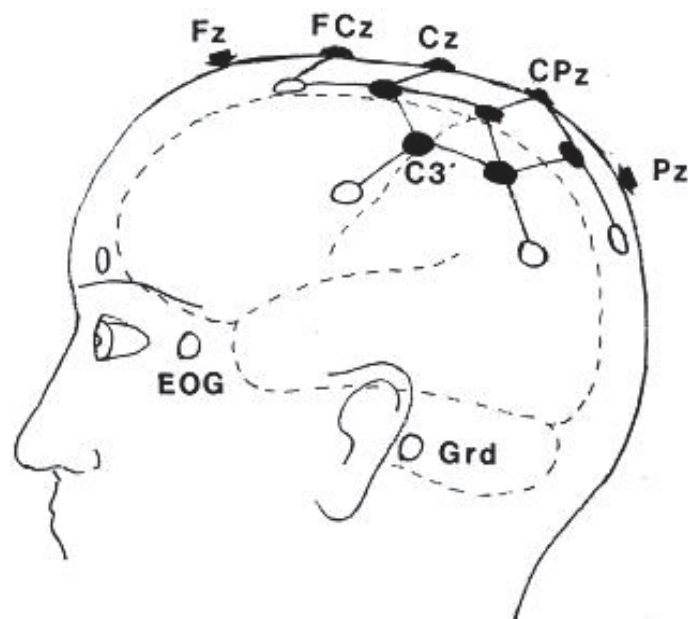


Abbildung 3: Beispiel einer Elektrodenanordnung nach dem Äquidistant-System [8]

Für spezielle Untersuchungszwecke wie z.B. Quellenlokalisierung existiert eine andere Möglichkeit zur Elektrodenanordnung. Diese erfolgt nach dem Äquidistant-System, wobei die Elektroden in einer hexagonalen Form so angeordnet werden, dass alle sechs Nachbarelektroden mit einem äquidistanten Abstand haben. [9]

Zur Erfassung eines EEG-Signals gibt es grundsätzlich zwei Möglichkeiten die Ableitelektroden zu verschalten: die bipolare Ableitung und die sogenannte Referenz- oder Bezugsableitung. Bei einer bipolaren Ableitung erfolgt die Potentialerfassung zwischen zwei differenten⁹ Elektroden, wobei jeder Ableitpunkt mit zwei benachbarten EEG-Kanälen verbunden wird. Der Vorteil dieser Technik ist die gute Unterdrückung der Störquelle, die annähernd gleich auf die beiden Ableitelektroden einwirkt, wegen des

⁹ Elektrisch aktiv

relativ engen Abstands in bipolaren Ableitungen. Allerdings bei einer identisch auftretender hirnelektrischen Aktivität werden die Potentiale auch unterdrückt.

Die EEG-Erfassung bei einer Referenzableitung erfolgt gegen eine möglichst indifferente¹⁰ Elektrode, die von der bioelektrischen Aktivität anderer Organe wenig beeinflusst ist und somit als Bezugspunkt oder auch Referenz bezeichnet wird. In diesem Fall existieren zwei Möglichkeiten, den Referenzpunkt bzw. die Bezugsableitung zu definieren: die Ableitung gegen eine Elektrode oder gegen mehrere Elektroden.

Im Falle einer Bezugsableitung gegen eine Elektrode werden alle differenten Ableitungen auf einen bestimmten Ableitpunkt bezogen, der sich am Patient befindet, wobei alle anderen Ableitpunkte gegen diesen Punkt sternförmig geschaltet werden. Häufig wird der Vertex (Cz) (Abb. 2.1) als gemeinsamer Bezugspunkt vorgeschlagen. Der Nachteil in diesem Fall ist, dass die abgeleitete Aktivitätsveränderung über die Zeit von der Aktivitätsveränderung der Referenz abhängig ist, wodurch sich unterschiedliche Wellenformen des EEG für unterschiedliche Referenzen ergeben. Als anderer Vorschlag für einen Bezugspunkt dienen bestimmte Stellen am Körper, die möglichst elektrisch inaktiv sind, z.B. die Nase oder auch eine periphere Stelle wie Arm oder Fuß.

Die Ableitung gegen mehrere Elektroden ist im Wesentlichen eine Ableitung gegen das Mittel dieser Elektroden, aus denen eine Durchschnittsreferenz gebildet wird, mit dem Ziel, ein Nullsignal an diesem technisch gebildeten Punkt zu erzeugen. Beispiele zu solcher Referenz sind A1+A2-Refernce, Common Average Reference (CAR) und Local Average Reference. Weitere Informationen zum Thema EEG-Ableitung sind aus Kapitel 2 von [3] und Kapitel 1 von [10] zu entnehmen.

2.1.3 EEG-Daten

Wie in Abschnitt 2.1.2 erwähnt wurde, werden die EEG-Potentiale von am Kopf platzierten Elektroden als elektrische Signale in Form bestimmter Wellen (Abbildung 4) abgeleitet. Diese haben eine Amplitude von 5 bis 100 μV und werden in folgenden Frequenzbereichen je nach Gehirnregionen sowie –zustand charakterisiert [5]:

- **Delta-Wellen (δ):** haben eine niedrige Frequenz von weniger als 3 Hz und relativ die größte Amplitude. Sie tauchen meistens im EEG während einer traumlosen Schlafphase auf. Diese Wellen können bei Erwachsenen im frontalen (FIRDA –

¹⁰ Elektrisch nichtaktiv

Frontal Intermittent ¹¹ Rhythmic ¹² Delta) und bei Kindern im hinteren Gehirnbereich (OIRDA – Occipital Intermittent Rhythmic Delta) detektiert werden.

- **Theta-Wellen (Θ):** die Frequenz dieser Wellen liegt zwischen 4 und 8 Hz und treten normalerweise in leichten Schlafphasen auf. Sie können bei Kindern ab 13 Jahre auch im Wachzustand normal auftreten, allerdings ist dieses Auftreten bei Erwachsenen pathologisch bedingt.
- **Alpha-Wellen (α):** treten in einer leichten Entspannung, entspannten Zustand und hauptsächlich bei geschlossenen Augen im Frequenzbereich zwischen 8 und 13 Hz auf. Normalerweise können sie am besten in den hinteren Bereich des Kopfes eines Menschen ab 13 Jahre alt mit einer höheren Amplitude gesehen werden. Diese verschwinden sobald die Augen geöffnet werden oder bei der Durchführung einer Rechenaufgabe sowie einer Tätigkeit.
- **Beta-Wellen (β):** haben Frequenzen zwischen 14 und 30 Hz, die meistens im frontalen Bereich des Gehirns erscheinen. Sie können durch Einwirkung bestimmte Psychopharmaka hervorgerufen werden. Außerdem treten sie bei einer konstanten Muskelanspannung auf.

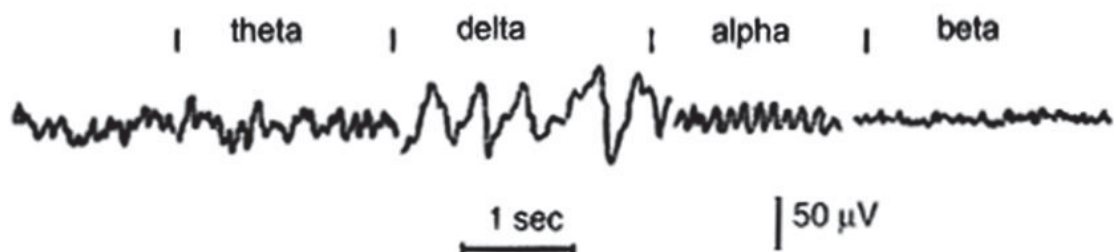


Abbildung 4: EEG-Frequenzbänder [5]

Während früher die Gehirnwellen bei analogen EEG-Geräten auf Papiere aufgezeichnet wurden, werden sie heutzutage bei modernen Geräten digital aufgenommen und gespeichert. Zur Digitalisierung des erfassten Signals dient spezielle Hardware, die sich aus verschiedenen Komponenten zusammensetzt. Nachdem das elektrisch schwache Signal von den Elektroden erfasst wird, wird es mit einem Verstärker auf eine gewünschte Größenordnung verstärkt. Mit einem entsprechenden ADC (Analog Digital Converter) werden die analog erfassten Spannungen mit einer bestimmten Abtastrate gesampelt und als Festkommazahlen in Gleitkommazahlen konvertiert. Diese Werte werden am Ende auf

¹¹ Periodisch

¹² Rhythmus

einem dafür vorgesehenen Datenträger gespeichert. Ausführliche Informationen zur EEG-Datenerfassung können aus [11] entnommen werden.

Mit Hilfe der Gleitkommazahlen können reelle Zahlen annähernd dargestellt und codiert werden, indem sie exponentiell dargestellt werden d.h. eine gegebene Zahl x wird von einer Mantisse m , einer Exponent e und einer in Digitaltechnik üblich verwendeten Basis 2 folgendes geschrieben:

$$x = m \times 2^e \quad (2.1)$$

Zusätzlich zur Repräsentation einer Gleitkommazahl werden noch Vorzeichen der Mantisse und der Exponent benötigt. Die Aufteilung der verfügbaren Bits auf diese Komponenten nach dem IEEE-Standard 754-1985 [12] erfolgt in drei Formaten und hängt von der Darstellungsgenauigkeit ab:

- Einfache Genauigkeit: short real (32 Bit)
- Doppelte Genauigkeit: long real (64 Bit)
- Erweiterte Genauigkeit: temporary real (80 Bit)

Entsprechend dieser Formate kann ausgerechnet werden, wie viele Bytes (1Byte = 8 Bit) für die Speicherung von EEG-Daten nach einem bestimmt Ableitsystem benötigt werden, z.B. die Speicherung von aus einem 256 kanaligen Ableitsystem erfassten EEG-Daten zu einem Zeitpunkt benötigt für eine einfache Genauigkeit 1024 Byte (256*4 Byte) bzw. für doppelte Genauigkeit 2048 Byte (256*8Byte). Bei einer größeren Anzahl von Kanälen sowie sehr hohe Abtastrate entstehen sehr große Datenmeng, die durch ein geeignetes Kompressionsverfahren komprimiert werden sollten. Im nächsten Abschnitt werden verschiedene Kompressionsmethoden dargestellt. Weitere Information zum Thema Gleitkomma-Zahlen können aus [13] entnommen werden.

2.2 Datenkompression

Datenkompression bedeutet die Reduzierung der Datenmenge möglichst ohne Verlust relevanter Inhalte. Wobei die Dateninformationen in ein anderes Datenformat transformiert werden. Dadurch wird Speicherplatz gewonnen oder eine effiziente Datenübertragung mit einer bestimmten Bandbreite ermöglicht. Unabhängig davon, ob die zu komprimierenden Dateien Image, Audio oder Video sind, sind die Kompressionsmethoden in zwei Arten kategorisiert: verlustbehaftete und verlustlose. Bei einer verlustlosen Kompression ist eine vollständige Reproduktion der Daten bei der Dekompression möglich, indem nur die Redundanten eliminiert werden. Während bei einer verlustbehafteten Kompression ein Teil der Dateninformationen eliminiert wird [14].

Eine verlustlose Kompression wird für Daten verwendet, bei denen ein Datenverlust überhaupt inakzeptable ist, d.h. eine Differenz zwischen den Originaldaten und den Rekonstruierten nicht toleriert werden kann, z.B. Texte, bei denen eine exakte Rekonstruktion sehr wichtig ist, kann eine geringe Differenz zum Originalen zu einer völlig anderen Bedeutung führen. Beispiele für solche verlustlose Kompressionstechniken sind: Huffman [15], Lempel-Ziv-Welch [16] und arithmetischer Code [17].

Im Gegensatz dazu, ist bei einer verlustbehafteten Kompression allgemein eine exakte Rekonstruktion der Originaldaten nicht möglich. Gleichzeitig ist eine höhere Kompressionsrate zu erwarten. Diese Technik basiert auf der Annahme, dass es irrelevante Inhalte gibt, die einfach eliminiert werden können. Ein Beispiel dafür ist, die Kompression von Audiodaten, indem die Frequenzen ab 20 kHz, die vom Menschen nicht wahrgenommen werden können, abgeschnitten werden. Die Akzeptanz des Informationsverlustes ist also sehr anwendungsspezifisch. Anwendungsbeispiele von verlustbehafteter Kompression sind die Verfahren JPEG, MPEG und MP3 für Bilder, Videos bzw. Audios. Ausführliche Informationen zur Kompressionstechniken und – Standards können aus [18] entnommen werden.

Um die Kompressionsperformance zu messen, gibt es verschiedene Möglichkeiten. Eine solche Möglichkeit ist die so genannte Kompressionsrate (CR). Diese Rate wurde in [19] definiert und ergibt sich aus der Relation von Anzahl der für die Datenrepräsentation vor der Kompression (Originalgröße) benötigten Bytes zu Anzahl der für die Datenrepräsentation nach der Kompression (komprimierte Größe) benötigten Bytes.

Damit ergibt sich die folgende Gleichung:

$$CR = \frac{\text{Größe der Originaldatei [Bytes]}}{\text{Größe der komprimierten Datei [Bytes]}} \quad (2.2)$$

Das Resultat aus dieser Gleichung kann folgendermaßen interpretiert werden: je größer CR ist, desto höher ist die Kompressionsperformance, z.B. bei der Kompression einer 100MByte-großen Datei auf 80MByte beträgt die Kompressionsrate 1,25 d.h. die Dateigröße nach der Kompression beträgt 80% der Originalgröße. Neben der Kompressionsrate existieren andere Bewertungskriterien, mit denen die Qualität der komprimierten Daten überprüft werden kann. Explizit über Bewertungskriterien von komprimierten Daten wird es im folgenden Abschnitt gesprochen.

2.3 Kompression von Biosignalen und Bewertungskriterien

Die Kompression von bioelektrische Signalen bzw. Daten besonders die verlustbehaftete Kompression soll anders als bei Audio-, Bild- oder Videodaten behandelt werden, um eine gute Kompressionsrate und plausible Rekonstruktion dieser Signale zu gewährleisten und damit möglichst die ärztliche Diagnose nicht zu verfälschen. Daher verlangt solche Kompression eine tiefere Betrachtung der Signaleigenschaften und muss auf verschiedenen Qualitätskriterien überprüft werden, wie Qualität der komprimierten Daten, Kompressionsrate und Berechnungsaufwand [20]. Diese Überprüfung erfolgt, indem die komprimierten Daten mit den Originalen hinsichtlich dieser Kriterien verglichen und bewertet werden. Zur Bewertung von Qualität der rekonstruierten Daten existieren nach [21] zwei Möglichkeiten, die meistens in der medizinischen Bildgebung verwendet werden, eine subjektive und objektive Bewertung.

2.3.1 Subjektive Bewertung

In der Regel ergibt sich eine subjektive Bewertung aus einer statistischen Analyse mehrerer Beobachter als Fachpersonen (z.B. Neurologen), denen die Qualitätsbeurteilung überlassen wird. Ein bekanntes subjektives Qualitätskriterium ist der MOS (Mean Opinion Score) [22]. Wobei mehrere Fachleute die zu bewertenden Daten beobachteten und dessen Qualität bezüglich der Originalen benoten. Am Ende wird aus diesen Bewertungen einen Mittelwert gebildet und entsprechend entschieden. Eine andere in der Medizin häufig

benutzte Methode ist die sogenannte ROC-Kurve (Receiver Operating Characteristic) [23]. Die subjektive Bewertung hat den Vorteil, dass die Qualität direkt von Fachpersonen beurteilt wird, allerdings ist sie sehr aufwendig, wobei sie viel Zeit und Personal mit Fachwissen braucht. Außerdem ist sie meistens nicht reproduzierbar.

2.3.2 Objektive Bewertung

Eine objektive Bewertung wird durch die Berechnung eines Wertes, der die Qualität der rekonstruierten Daten unter Verwendung mathematischer Algorithmen und ohne Einfluss der menschlichen Wahrnehmung repräsentiert. Diese nennen sich „Objektive Qualitätskriterien“ [24]. Wie schon in Abschnitt 2.3 erwähnt wurde, wird die Qualität des rekonstruierten Signals überprüft, indem das komprimierte Signal mit seinem Originalen verglichen wird und durch Bildung der relativen Differenz zwischen beiden Signale. Diese Differenz wird als PRD (Percent Root mean square Distortion) bezeichnet und in folgender Gleichung beschrieben [25]:

$$PRD [\%] = 100 \times \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^M (X_s(n) - X_r(n))^2}{\sum_{n=1}^M (X_s(n))^2}} \quad (2.3)$$

Wobei $X_s(n)$ das Original-, $X_r(n)$ das rekonstruierte Signal und M die Länge des Signals ist. Diese Gleichung wird in den meisten EEG Kompressionsalgorithmen zur Qualitätsmessung eingesetzt [26], d.h. je kleiner der PRD ist, desto besser ist die Qualität der rekonstruierten Daten.

Die Normalisierung von PRD ist $PRDN$ (Percent Root mean square Difference Normalized) wird in folgender Gleichung beschrieben und ist vom Mittelwert des Originalsignals (\bar{X}_s) unabhängig:

$$PRDN [\%] = 100 \times \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^M (X_s(n) - X_r(n))^2}{\sum_{n=1}^M (X_s(n) - \bar{X}_s)^2}} \quad (2.4)$$

Eine andere Möglichkeit zur Qualitätsmessung ist der $RMSE$ (Root Mean Square Error) als Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^M (X_s(n) - X_r(n))^2}{M}} \quad (2.5)$$

Im Grunde genommen kann der Unterschied zwischen einem rekonstruierten Signal und seinem Originalen so berechnet werden, indem ein Fehlersignal durch Bestimmung der Differenz dieser beiden Signale ermittelt wird. Wobei diese Signale in Form einzelner Abtastwerte voneinander abgezogen werden. Dieses Fehlersignal kann zur Bestimmung die *SNR* (Signal-Noise-Ratio) als eine Art Rauschen betrachtet werden. Der *SNR* kann in folgender Gleichung beschrieben werden:

$$SNR = 10 \times \log \left(\frac{\sum_{n=1}^M (X_s(n) - \overline{X_s})^2}{\sum_{n=1}^M (X_s(n) - X_r(n))^2} \right) \quad (2.4)$$

Um die Ähnlichkeit zwischen zwei Signalen zu analysieren –besonders gebräuchlich bei Biosignalen– wird der sogenannte Kreuzkorrelationskoeffizient (*CC*) eingesetzt. Er kann Werte zwischen -1 und +1 annehmen, wobei der Wert 1 einen vollständig linearen Zusammenhang zwischen den betrachteten Signalen bedeutet, und bei einem Wert von 0 weisen die beiden Signalen überhaupt keinen linearen Zusammenhang auf. Dieser Koeffizient wurde in verschiedenen Arbeiten als Qualitätsmaß zur Bewertung von Kompressionsalgorithmen z.B. bei EKG Signalen eingesetzt [27] [28] [29]. Von zwei abgetasteten Signalen X_s (Originalsignal) und X_r (rekonstruiertes Signal) kann der *CC* durch folgende Gleichung berechnet werden:

$$CC = \frac{\frac{1}{M} \sum_{n=1}^M (X_s(n) - \overline{X_s})(X_r(n) - \overline{X_r})}{\sqrt{\frac{1}{M} \sum_{n=1}^M (X_s(n) - \overline{X_s})^2} \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{n=1}^M (X_r(n) - \overline{X_r})^2}} \quad (2.5)$$

Meistens ist es schwierig, die beste Kompressionsmethode zu finden. Daher kann die sogenannte *QS* „*Quality Score*“ [30] als Verhältnis zwischen *CR* und *PRD* verwendet werden. Damit kann auch die Abhängigkeit von der Kompression und Rekonstruktionsqualität analysiert werden:

$$QS = \frac{CR}{PRD} \quad (2.6)$$

So, dass ein hoher *QS*-Wert eine hohe Qualität der angesetzte Kompressionsmethode bedeutet. Außerdem spielt dieser Faktor eine große Rolle bei der Suche nach einem Kompromiss zwischen der Kompressionsrate und der Rekonstruktionsqualität.

2.4 Stand der Technik der EEG-Datenkompression

Es existieren bereits zahlreiche Arbeiten über die EEG-Datenkompression. In diesem Abschnitt werden relevante Arbeiten und deren Ergebnisse kurz repräsentiert um eine Übersicht über den Stand der Kompressionstechniken von EEG-Signalen zu geben.

Im Jahr 1996 wurde von *Neeraj Magotra et al.* eine Methode zur verlustlosen Kompression von EEG-Daten vorgeschlagen. Diese erfolgt, indem die Daten mit Hilfe eines reversiblen Filters gefiltert und mit einer Entropiekodierung¹³ komprimiert werden. Diese Kodierung wird als arithmetische Kodierung genannt. Die vorgeschlagene Methode wurde auf 64-kanaligen EEG-Daten mit einer Abtastrate von 256Hz verwendet. Damit wurde eine durchschnittliche Kompression von 1:1.65 (CR = 60%) erreicht. [31]

Jyri Ylöstalo präsentierte 1999 verschiedene Methoden zur verlustlosen und verlustbehafteten Kompression von EEG-Daten. Kodierungen zur verlustfreien Kompression wie *Simple*, *Linear* und *Neuronale Prädiktion* wurden in seiner Arbeit vorgestellt. Auch Techniken zur verlustbehafteten Kompression wurden genannt, z.B. *Adaptive Quantization*, *Principal Component Analysis* und *Functional Approximation*. Konkrete experimentelle Ergebnisse gibt es in dieser Arbeit nicht. [32]

Ein Algorithmus zur verlustbehafteten Kompression von EEG-Daten basierend auf der Wavelet-Paket-Transformation wurde 2003 von *Julian L. Cardenas-Barrera* entwickelt. In seiner Arbeit wurde ein PRD von 7 % als maximal zulässiger Wert vorgeschlagen, um 99,5% der Signalenergie zu erhalten. Trotzdem wurde der Einfluss des festgelegten Wertes auf die diagnostisch relevante Information nicht getestet. [19]

In der Arbeit von *Garry Higgins et al.* wurde 2010 eine Untersuchung durchgeführt, um festzulegen, wie viel EEG-Datenverlust durch Kompression mit modifiziertem JPEG200-Kompressionsalgorithmus toleriert werden kann. Dabei wurden mehrere Daten verschiedener Patienten verwendet. Zudem wurde ein PRD-Wert von 30% bei einer Kompressionsrate von 8:1 als maximal zulässiger Wert festgelegt [33].

Es ist leider nicht möglich, einen direkten Vergleich zwischen den Ergebnissen der erwähnten Arbeiten miteinander und dieser Arbeit durchzuführen, weil Kompressions-Algorithmen grundsätzlich sehr von den verwendeten EEG-Daten abhängig sind.

¹³ Eine Methode zur verlustfreien Datenkompression

3 Methode und Ansatz

3.1 Einführung

Wie schon im Abschnitt 2.4 erwähnt wurde, existieren bereits verschiedene sowohl verlustlose als auch -behaftete Kompressionsmethoden für die EEG-Datenkompression. Eine neue Methode zur adaptiven räumlich harmonischen Analyse von EEG-Data, die auch zur Kompression dieser Daten eingesetzt werden kann, wurde von *U. Graichen et al.* in 2011 präsentiert [2]. Diese Methode basiert auf der Eigenanalyse des Laplace-Beltrami-Operators auf triangulierter Oberfläche von EEG-Elektrodenposition. Wobei harmonische Basisfunktionen entsprechend einer Elektrodenanordnung bestimmt und für die spätere Zerlegung des EEG-Signals verwendet werden. Die Zerlegung geschieht, indem diese Basisfunktionen mit den EEG-Daten als Skalarprodukt multipliziert werden, woraus entsprechende Koeffizienten entstehen. In den nächsten Abschnitten wird gezeigt, wie die Daten in solche Koeffizienten kodiert und entsprechend komprimiert werden können.

3.2 Mathematische Grundlagen

3.2.1 Laplace-Operator

In der Differentialgeometrie werden Oberflächen als Felder beschrieben. Ein diskretes Feld kann als ein Polygonnetz¹⁴ mit endlicher Anzahl von Ecken und Kanten definiert werden d.h. bei unendlicher Anzahl von Ecken und Kanten kann so ein Feld als kontinuierlich betrachtet werden. Wird eine Mannigfaltigkeit¹⁵ als kompaktes kontinuierliches Feld betrachtet, kann diese mit Hilfe des Laplace-Operators einer reellen dreidimensionalen Funktion $f(x,y,z)$ beschrieben werden:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial^2 x} + \frac{\partial^2 f}{\partial^2 y} + \frac{\partial^2 f}{\partial^2 z} = \Delta f \quad (3.1)$$

¹⁴ Dreieck- oder Vierecknetz

¹⁵ Topologischer Raum

Diese Gleichung kann auch in andere Schreibweise definiert werden, wobei die Divergenz der Funktionsgradient als Laplace-Beltrami-Operator Δ definiert wird:

$$\Delta f = \text{div}(\text{grad} f) \quad (3.2)$$

Laplace-Beltrami-Operator ist nichts anderes als der normale Laplace-Operator auf eine Mannigfaltigkeit. In der Analysis¹⁶ wird jede Funktion, auf der die Anwendung des Laplace-Operators ein Null ergibt, eine harmonische Funktion genannt. Mit Lösung des Eigenwertproblems der Laplace-Gleichung

$$\Delta f = \lambda f \quad (3.3)$$

kann eine Basis für eine harmonische Analyse der untersuchten Mannigfaltigkeit definiert werden, indem alle reellen Eigenwerte λ_n und Eigenfunktionen f_n für $n = [1 \infty]$ berechnet werden. Die resultierenden Eigenfunktionen werden als Basisfunktionen (BF) betrachtet und können für die spektrale Analyse der auf diese Mannigfaltigkeit definierten Funktion genutzt werden. Dies kann als Erweiterung der klassischen Fourier-Analyse auf dreidimensionalem Raum betrachtet werden [34], [35], [36]. [2]

Ein diskreter Laplace-Operator kann auch bei einem dreieckigen Polygonnetz eingesetzt werden. Es wird ein Dreiecknetz M mit bestimmter Anzahl n von Ecken V und Kanten E ($M = \{V, E\}$) so betrachtet, dass jede Ecke $v_i \in V$ ($i = 1, \dots, n$) eine Anzahl d_i von Nachbarn v_j ($j = 1, \dots, d_i$) hat und eine Gewichtsfunktion w für jede Kante (i, j) zugeordnet werden kann. Es gibt bereits verschiedene Gewichtsfunktionen. In dieser Arbeit wird die *euklidische Distanz* $\| \cdot \|$ zwischen zwei benachbarten Ecken (v_i, v_j) so verwendet, dass $w(i, j) = \|v_i, v_j\|^{-1}$. Damit kann der diskrete Laplace-Operator für eine diskrete Oberflächenfunktion $x = (x_1, \dots, x_n)^t$ als gewichteter Mittelwert über die Nachbarschaft der Ecken v_i [2], [37] angenommen werden:

$$\Delta x_i = \sum_{j=1}^{d_i} w(i, j)(x_j - x_i) \quad (3.4)$$

Wie in der Gleichung 3.3 kann der Laplace-Operator mit der Laplace-Matrix L in folgender Matrizenschreibweise definiert werden:

$$\Delta \vec{x} = -L \vec{x} \quad (3.5)$$

¹⁶ Teilgebiet der Mathematik

Durch die Bestimmung der Laplace-Matrix und ihrer Eigenwerte können die Eigenvektoren berechnet werden, die für die spektrale Analyse von den auf dem zu untersuchenden Polygonnetz definierten Funktionen genutzt werden [2].

3.2.2 Bestimmung der Laplace-Matrix

Laplace-Matrix hat verschiedene Anwendungen und wichtige Eigenschaften. Sie kann z.B. zur Bestimmung verschiedener Eigenschaften eines Graphs verwendet werden. In der spektralen Graphentheorie hat diese Matrix auch eine sehr wichtige Anwendung. Die Bestimmung der Laplace-Matrix erfolgt durch folgende Gleichung:

$$L = D - A \quad (3.6)$$

wobei A die Adjazenzmatrix¹⁷ und D die Diagonalmatrix mit der Wertigkeit Jedes Knotens vom untersuchten Polygonnetz bestimmt werden. Ein Graph mit n Knoten kann durch $n \times n$ -Matrix (Adjazenzmatrix) repräsentiert werden. In Abbildung 5 ist ein Dreieckspolygonnetz mit n nummerierten Knoten dargestellt. Diese Knoten sind mit Kanten gleicher Länge ($d_j=1$) verbunden, wobei jeder Knoten i eine bestimmte Anzahl von Nachbarknoten j hat. Die Bestimmung der Adjazenzmatrix erfolgt folgendes [38]:

$$A_{ij} = \begin{cases} 1 & i \text{ und } j \text{ sind Nachbarn} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.7)$$

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

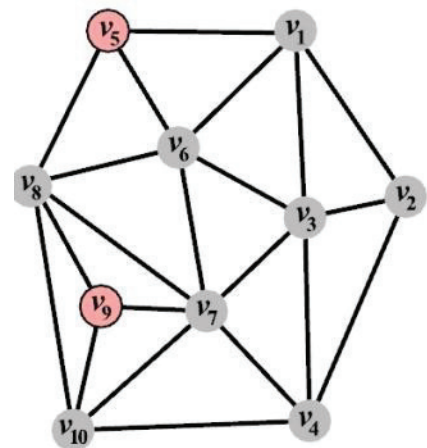


Abbildung 5: ein Dreieckspolygonnetz [39]

Dabei ergibt sich die Diagonal-Matrix aus folgender Gleichung:

$$D = \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n) \quad (3.8)$$

¹⁷ Nachbarschaftsmatrix

wobei sich d_i aus der Summe der entsprechenden Zeile aus A ergibt. Durch Einsetzen der D - und A -Matrix in Gleichung 3.6 wird die Laplace-Matrix bestimmt:

$$L = \begin{pmatrix} 4 & -1 & -1 & 0 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 3 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & 5 & -1 & 0 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & -1 & 4 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & -1 \\ -1 & 0 & 0 & 0 & 3 & -1 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & -1 & 0 & -1 & 5 & -1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & -1 & 0 & -1 & 6 & -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 & -1 & 5 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 & 3 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & -1 & -1 & -1 & 4 \end{pmatrix}$$

Diese quadratische Matrix ist symmetrisch und dünnbesetzt, d.h. ihre meisten Einträge sind Nullen. Die Eigenwerte und -vektoren können durch Lösung des Eigenwertproblems bestimmt werden.

3.2.3 Räumlich harmonische Analyse von EEG-Daten

Wie im vorherigen Abschnitt erwähnt wurde, können Eigenfunktionen der Laplace-Matrix, die aus Elektrodenpositionen auf einer triangulierten Oberfläche gewonnen werden, zu einer spektralen Analyse dienen. Für die Anwendung dieser Methode wurden EEG-Daten aus einem EEG Experiment aufbereitet. Die Daten wurden von Probanden in Ruhe mit EOG¹⁸-Artefakte aufgenommen, wobei sie 256 Kanäle umfassen und mit 2048 Hz abgetastet wurden (Abbildung 6). Die Datensätze wurden parallel mit zwei 128 Kanal EEG-Verstärkern aufgezeichnet. Die Elektrodenpositionen auf der Kopfoberfläche (Abbildung 7) wurden äquidistant zu einander angeordnet und mit Hilfe eines Systems *ANT's Xensor electrode digitizer* (Advanced Neuro Technologie) verfolgt sowie bestimmt.

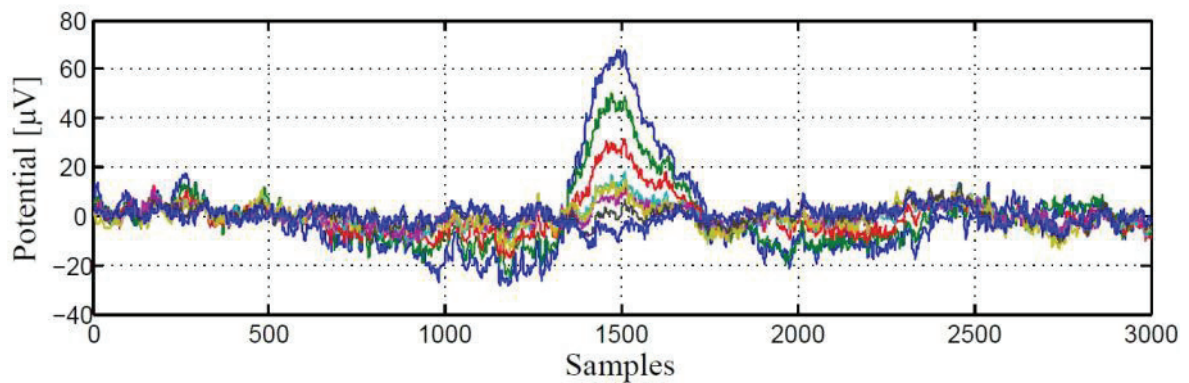


Abbildung 6: die ersten 8 Kanäle eines 256-kannaligen Ruhe-EEG's mit EOG-Artefakte

¹⁸ Elektrookulographie: Messung der elektrische Spannung der Augenbewegungen bzw. Veränderung der Ruhepotential der Netzhaut

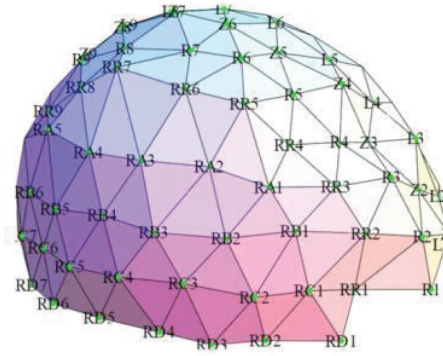


Abbildung 7: triangulierte Oberfläche der Elektrodenposition [2]

Aus diesen gewonnenen Informationen wird die Gewichtsmatrix bestimmt, mit der die Laplace-Matrix auch bestimmt werden kann. Diese Matrix ist quadratisch mit $L \in \mathbb{R}^{n \times n}$, wobei n Anzahl der verwendeten Elektroden ist. Die Eigenvektoren dieser Matrix können als räumlich harmonische Basisfunktionen mit n Frequenzen betrachtet werden. In Abbildung 8 sind die ersten 10 niederfrequenten Basisfunktionen ohne die DC¹⁹ Basisfunktion auf der Kopfoberfläche dargestellt. Diese Simulation erfolgte unter Verwendung des Software-Programms MATLAB (Der MATLAB-Quellcode ist im Anhang verfügbar).

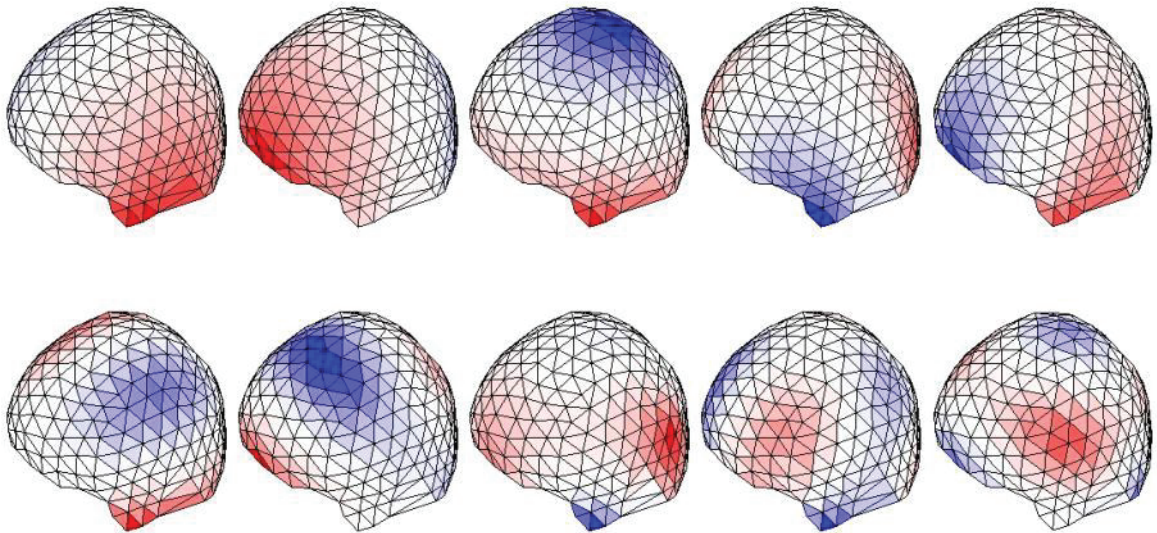


Abbildung 8: räumliche Darstellung der ersten 10 niederfrequenten Basisfunktionen von oben links bis unten recht ohne die DC Basisfunktion auf der Kopfoberfläche

Die räumlich harmonische Zerlegung von gemessenen EEG-Daten erfolgt, indem sie als Daten-Matrix $D \in \mathbb{R}^{m \times n}$ mit der von L berechneten Basisfunktion-Matrix $X \in \mathbb{R}^{n \times n}$ multipliziert werden, wobei n Anzahl der Ableitkanäle und m Anzahl der Zeitsamples ist [2]. Aus dieser Multiplikation entstehen Koeffizienten, die für die EEG-Datenkompression verwendet werden können.

¹⁹ Gleichanteil

3.3 Kompressionsstrategien

Wie im vorherigen Abschnitt erwähnt wurde, können EEG-Daten mit Hilfe der Laplace-Beltrami-Operator in Koeffizienten zerlegt werden, mit denen eine räumlich harmonische Analyse dieser Daten möglich ist. In Abbildung 9 wird die Energie des in Abbildung 6 dargestellten Signals mit Hilfe dieser Zerlegung im Raum-Frequenz Bereich gezeigt, indem die berechneten Koeffizienten quadriert werden. Dabei befindet sich die meiste Signalenergie im niedrigen Frequenzbereich, d.h. es ist möglich, mit einer bestimmten Anzahl von Koeffizienten den größten Energieanteil des zerlegten Signals zu rekonstruieren. Wenn das gelingt, kann dieser Ansatz zur Kompression von EEG-Daten genutzt werden, indem die zu komprimierenden Daten mit nur wenigen Koeffizienten gespeichert und übertragen werden, die für die Erzeugung der gewünschten Signalenergie notwendig sind.

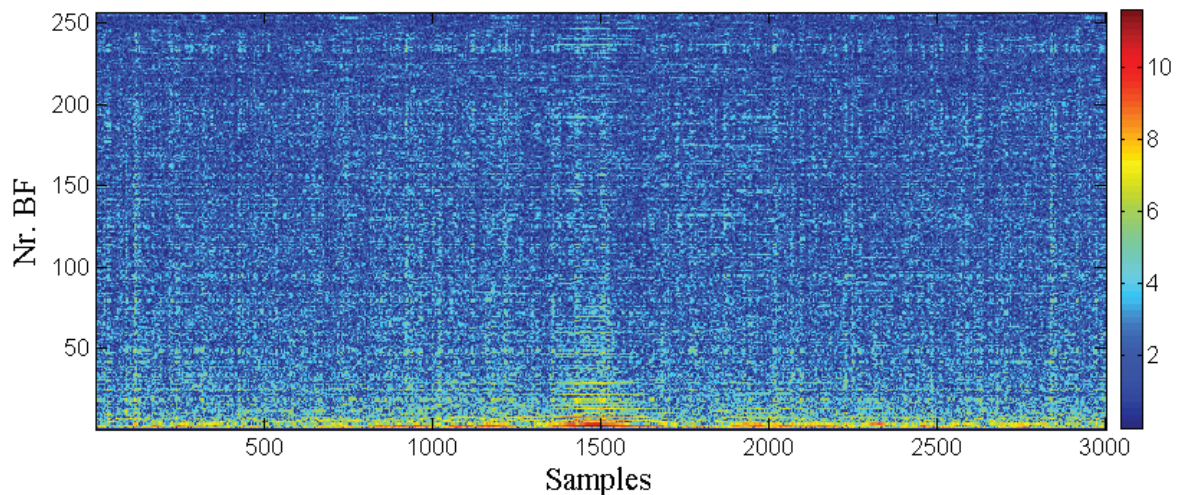


Abbildung 9: Darstellung eines mit EOG-Artefakte gestörten Ruhe-EEG's im Raum-Frequenz Bereich
Y-Achse: Anzahl der verwendeten Basisfunktionen (BF) ausgehend von Niederfrequenzen unten

Bei einem EEG mit z.B. 256 Kanälen wird für die Speicherung alle Kanalwerte zu jedem Zeitpunkt mit einer einfachen Genauigkeit einen Speicherplatz von 1024 Byte (Abschnitt 2.1.3) benötigt, während die Speicherung dieses in wenigen Koeffizienten kodierten Signals relativ wenig Speicherplatz verlangt. Die Rekonstruktion des kodierten Signals erfolgt, indem die Koeffizienten-Matrix $XD \in \mathbb{R}^{nxv}$ durch Multiplikation mit der inversen Matrix der Basisfunktionen $X^I \in \mathbb{R}^{nxn}$, wobei die unnötigen Koeffizient aus XD gleich Null gesetzt werden.

In den nächsten Abschnitten werden zwei Kompressionsstrategien vorgestellt und untersucht: Im ersten Ansatz wird eine bestimmte Anzahl niederfrequenter Koeffizienten

für die Rekonstruktion einer bestimmten Signalenergie genutzt. Im zweiten werden nur Koeffizienten mit dem höchsten Energiebeitrag für die Rekonstruktion dieser Signalenergie genutzt. Die Untersuchung erfolgt durch die Analyse des Verhältnisses vom benötigten Speicherplatz bei einer bestimmten Energie zu einem gewählten Zeitpunkt.

3.3.1 Niederfrequente Komponenten (unsortiert)

Bei dieser Strategie werden nur niederfrequenten Komponenten (Koeffizienten) berücksichtigt, mit denen z.B. 90% der Gesamtenergie des Signals erreicht wird. Dabei werden alle anderen im hochfrequenten Bereich liegenden Koeffizienten unterdrückt. Die verbliebenen Koeffizienten werden für die Speicherung sowie Übertragung der Daten genutzt. Hierfür werden die in Abbildung 6 dargestellten EEG-Daten mit dieser Strategie als Beispiel für die Kompression verwendet. Nachdem diese Daten in Koeffizienten transformiert werden, wird die gesamte Energie zu jedem Zeitpunkt ermittelt, indem die Koeffizienten quadriert und aufsummiert werden. Als nächstes werden die Koeffizienten ausgehend vom ersten niederfrequenten Koeffizient gesucht, dessen Quadratensumme zu diesem Zeitpunkt kleiner gleich 90% der gesamten Energie ist. In Abbildung 10 wird das EEG-Signal im Raum-Zeit Bereich nach der Kompression dargestellt. Die Darstellung der einzelnen Werte bei allen Basisfunktionen und zu jedem Zeitpunkt erfolgt logarithmisch ($\log(\text{spatialDecomposition}.^2+1)$), um schwache Details besser zeigen zu können.

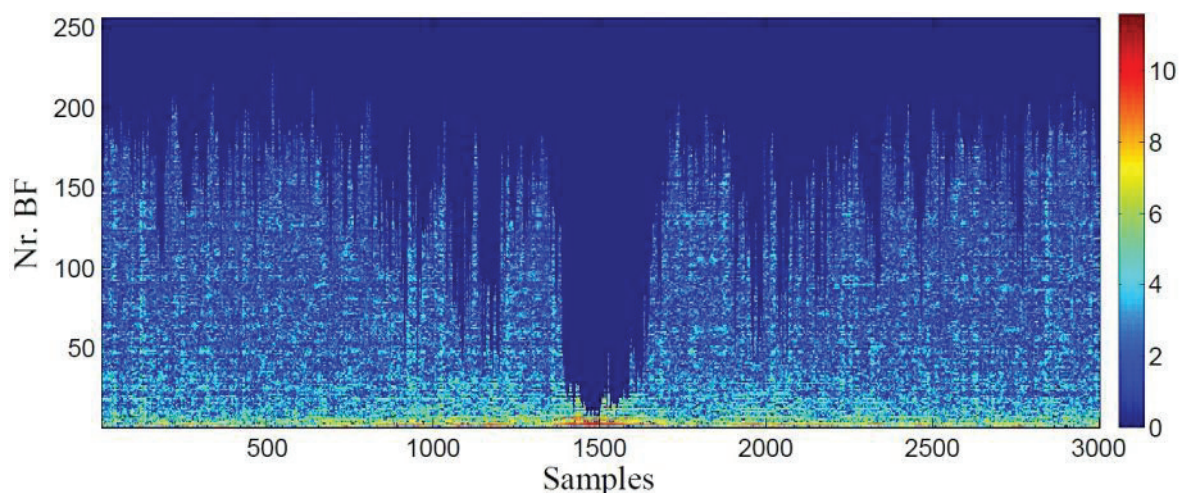


Abbildung 10: logarithmische Darstellung der verbliebenen niederfrequenten Koeffizienten, dessen Quadratensumme zu jedem Zeitpunkt kleiner gleich 90% der Gesamtenergie ist.

In dieser Abbildung ist zu sehen, wie sich die meiste Energie des untersuchten Signals im niederfrequenten Bereich verteilt. Zum Zeitpunkt 1500 ist das EOG-Artefakte deutlich zu sehen, welches den größten Energiebeitrag enthält und mit relativ wenigen Koeffizienten dargestellt werden kann.

Für die Speicherung und Übertragung mit einer einfachen Genauigkeit benötigt jeder Koeffizient einen Speicherplatz von 4 Byte (Abschnitt 2.1.3). Abbildung 11 zeigt wie viel % vom gesamten Speicher (1024 Byte für 256 Koeffizienten) bei unterschiedlichen Zeiten, um eine Energie von 90% rekonstruieren zu können, benötigt wird.

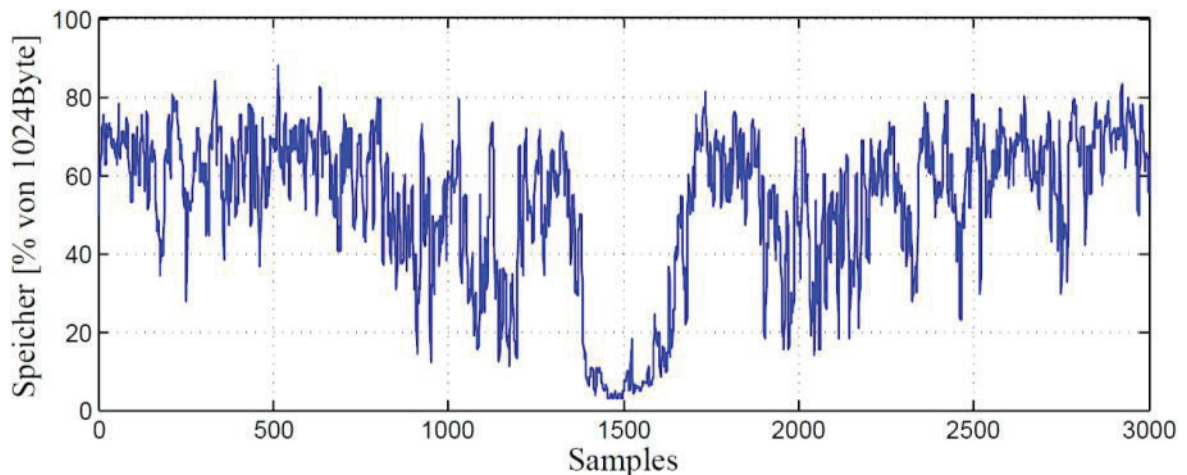


Abbildung 11: Speicherbedarf von niederfrequenten Komponenten für 90% der Signalenergie zu verschiedenen Abtastpunkten

In Abbildung 11 ist es deutlich zu sehen, wie der Speicherbedarf zu unterschiedlichen Zeitpunkten stark variiert. Das liegt daran, in welchem Frequenzbereich sich die meiste Energie (in diesem Fall 90%) zu einem bestimmten Zeitpunkt befindet und wie viel niederfrequente Komponenten zu dieser Zeit sowie für diese Energie benötigt werden, z.B. im Zeitbereich von 1400-1600ms beträgt der Speicherbedarf ca. 8% von 1024Byte d.h. eine CR von 12,5 entsprechend Gleichung 2.2. Im Gegensatz dazu wird im Zeitbereich von 500-750ms einen Speicher von ca. 70% entsprechend einer CR von 1,42.

Mit diesem Kompressionsansatz kann auch ein räumlicher Tiefpassfilter erzeugt werden, wobei zu jedem Zeitpunkt nur bestimmte Anzahl von niederfrequenten Komponenten beibehalten und die restlichen Komponenten unterdrückt werden. Eine Auswahl der Anzahl niederfrequenter Komponenten hängt vom Untersuchungszweck ab. In Abbildung 12 wird eine logarithmische Darstellung der ersten 25 niederfrequenten Koeffizienten gezeigt. Die restlichen Koeffizienten werden durch Nullen ersetzt, um höhere Frequenzkomponenten zu unterdrücken, wodurch ein räumlicher Tiefpassfilter realisiert werden kann. In Abbildung 13 werden in jeder Spalte verschiedene Zeitpunkte der räumlichen Verteilung des EEG-Signals aus Abbildung 6 ausgehend von 570ms (linke Spalte) bis 650ms (rechte Spalte) in einem Zeitabstand von 20ms auf der Kopfoberfläche dargestellt. Die Rekonstruktion dieser Daten erfolgt mit unterschiedlicher Anzahl von Basisfunktionen (alle BF, 25, 15 und 5) beginnend mit der ersten Zeile.

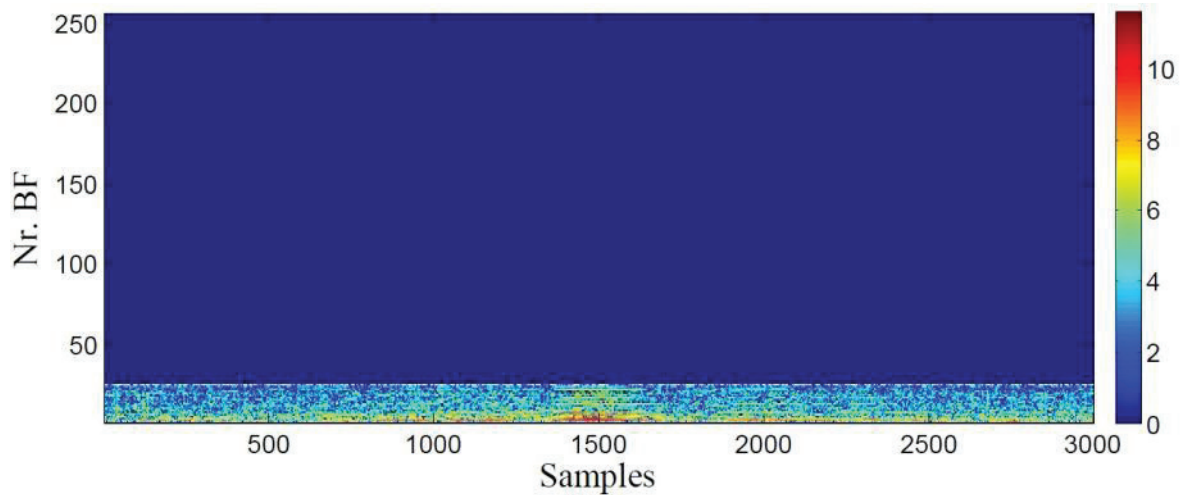


Abbildung 12: logarithmische Darstellung der ersten 25 niederfrequenten Komponenten

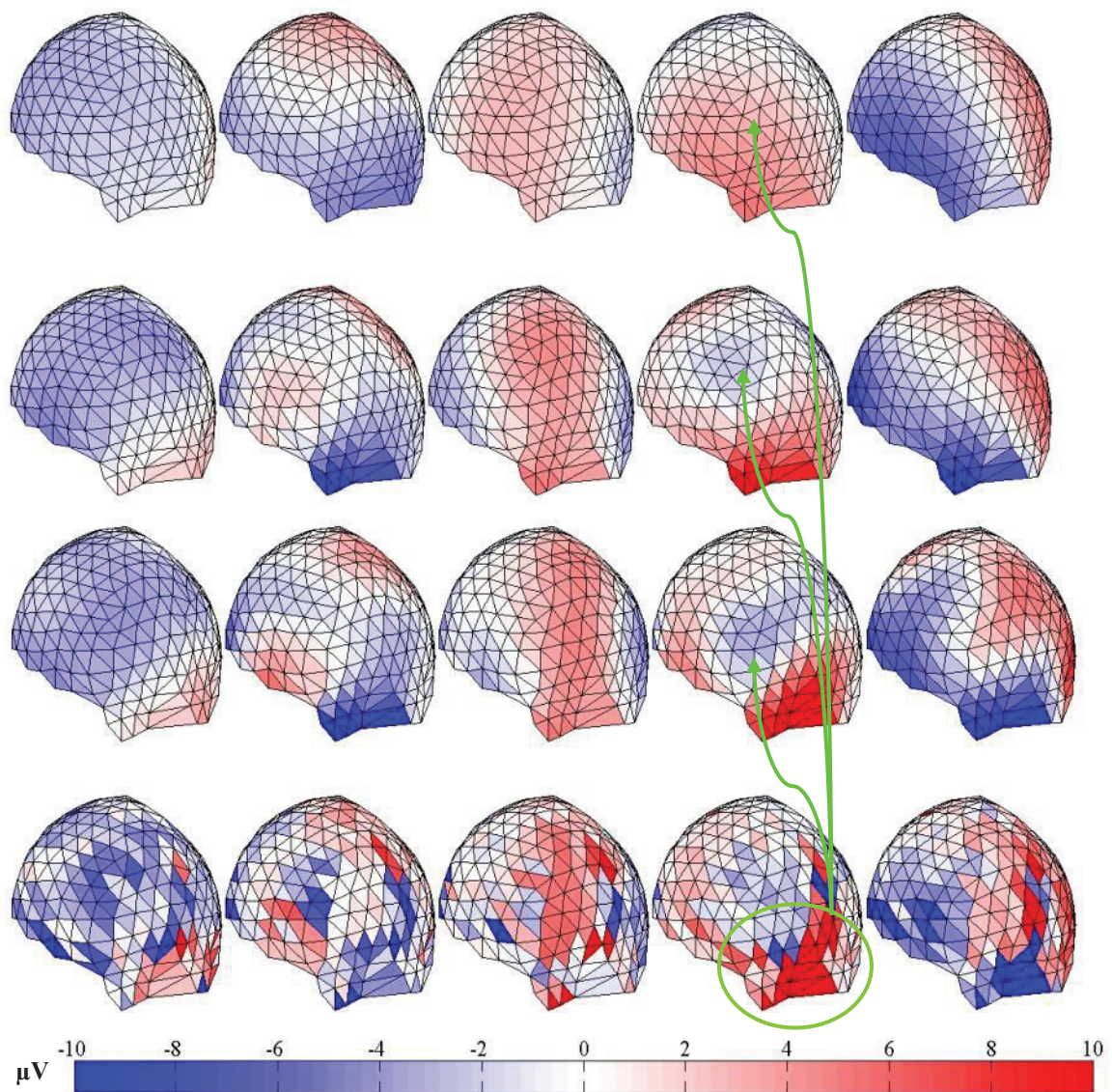


Abbildung 13: Darstellung des räumlich zeitlichen Verlaufs von EEG-Daten ausgehend von der linken Spalte bei 570ms bis zur rechten Spalte mit 20ms Abstand, die Rekonstruktion erfolgt mit 25, 15 und 5 Basisfunktionen beginnend mit der oberste Zeile, die untere Zeile zeigt den originalen Signalverlauf.

Die Wirkung des räumlichen Tiefpassfilters ist in Abbildung 13 deutlich zu sehen, wobei die höheren Frequenzen je nach Anzahl der verwendeten Basisfunktionen unterdrückt werden. Allerdings wird durch starkverrauschte Einzelkanäle die Rekonstruktion des Signals stark verfälscht. Diese ist in der vierten Spalte (grün markiert) klar zu erkennen, wenn die untere Verteilung des Originalsignals mit der oberen Verteilung der jeweiligen Rekonstruktionen (25, 15 und 5 BF) verglichen wird. Die Rekonstruktion mit 5 BF (vierte Spalte, erste Zeile) ist in diesem Fall am stärksten beeinflusst.

3.3.2 Komponenten mit höchsten Energiebeitrag (sortiert)

Eine andere Strategie zur Kompression von EEG-Daten mittels räumlich harmonischer Zerlegung ist möglich, wobei nur die Komponenten berücksichtigt werden, die den höchsten Energiebeitrag zu einem Zeitpunkt haben, z.B. zur Rekonstruktion 90% der Gesamtenergie (wie im vorherigen Abschnitt) werden Komponenten ausgesucht, dessen Quadratensumme 90% der gesamten Quadratensumme alle Komponenten zum Zeitpunkt t ist. Die restlichen Koeffizienten werden gleich Null gesetzt. In Abbildung 14 werden die im Abschnitt 3.2.3 dargestellten EEG-Daten im Raum-Zeit Bereich nur mit diesen höchsten Komponenten präsentiert. Die Darstellung der einzelnen Werte bei allen Basisfunktionen und zu jedem Zeitpunkt erfolgt ähnlich wie in Abbildung 10 logarithmisch ($\log(\text{spatialDecomposition}.\wedge{2}+1)$).

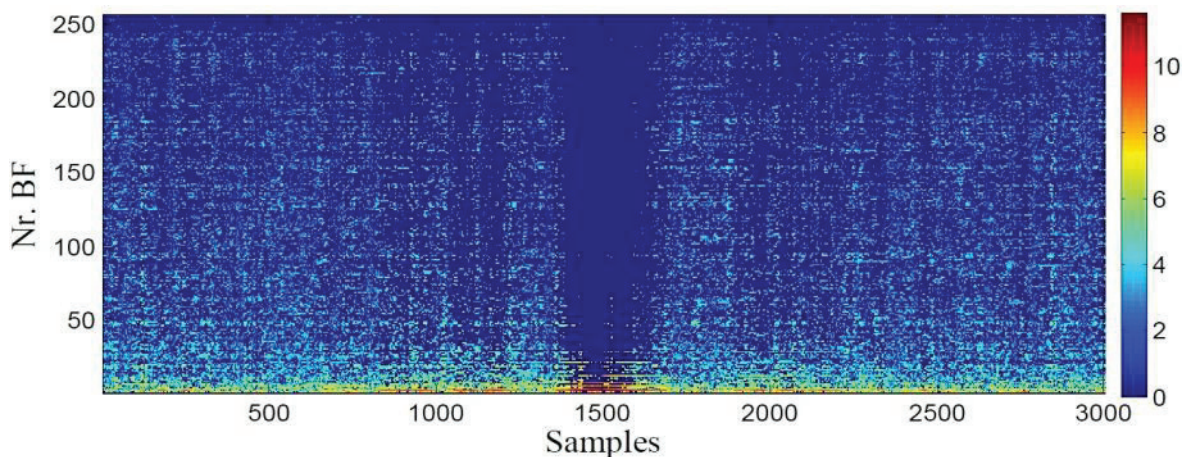


Abbildung 14: logarithmische Darstellung der mit dem höchsten Energiebeitrag verbliebenen Koeffizienten, dessen Quadratensumme zu jedem Zeitpunkt kleiner gleich 90% der Gesamtenergie ist.

Obwohl die meiste Energie in Abbildung 14 im niederfrequenten Bereich liegt, existieren Koeffizienten im hochfrequenten Bereich, die einen höheren Energiegehalt als einige Koeffizienten aus niedrigerem Frequenzbereich haben.

Für die Speicherung und Übertragung dieser Koeffizienten mit einer einfachen Genauigkeit benötigt jeder Koeffizient einen Speicherplatz von 4 Byte. Da in diesem Fall nur bestimmte und nicht nur Koeffizienten aus dem niederfrequenten Bereich für Kompressionen der untersuchten Daten verwendet werden, werden zusätzliche Speicher für die Stellennummer der jeweiligen Basisfunktion, in der sich der zu speichernde und übertragende Koeffizient befindet, benötigt. Bei dem untersuchten Signal handelt es sich um 256 Kanäle, wobei ein 256-ter Koeffizient zu einem Zeitpunkt in diesem Kompressionsansatz verwendet werden könnte, d.h. für die Speicherung der Stellennummer einer Basisfunktion wird ein Speicherplatz von bis zu 2 Byte benötigt (8 Bit). Dementsprechend braucht jeder Koeffizient 6 Byte für eine einfache Genauigkeit. Abbildung 15 zeigt wie viel % des gesamten Speichers (1024 Byte für 256 Koeffizienten) für unterschiedliche Zeiten benötigt wird, um eine Energie von 90% rekonstruieren zu können.

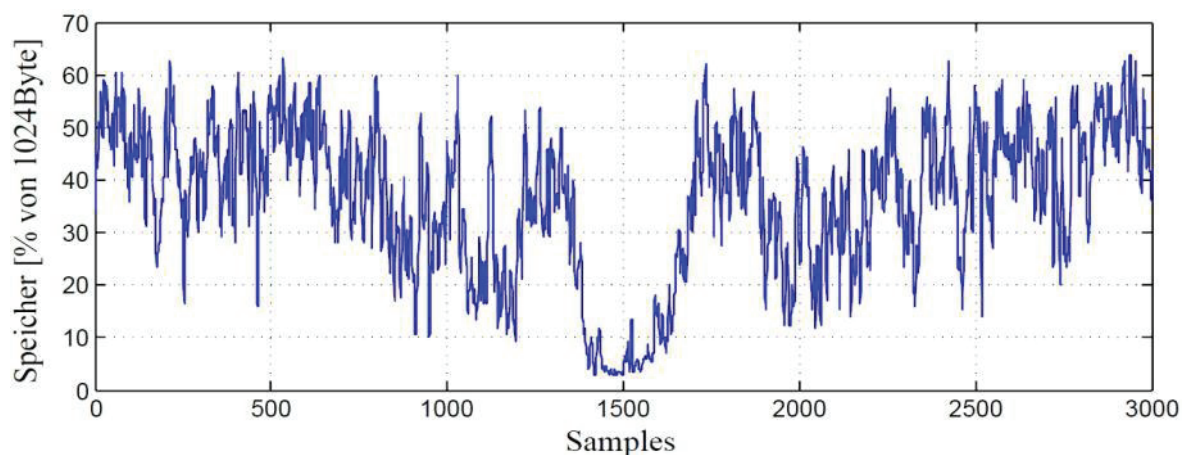


Abbildung 15: Speicherbedarf von Komponenten mit höchstem Energiegehalt und deren Stellennummern für 90% der Signalenergie zu verschiedenen Abtastpunkten

Ähnlich wie in Abbildung 11 ist es in Abbildung 15 deutlich zu sehen, wie sich der Speicherbedarf zu unterschiedlichen Zeitpunkten stark variiert. Im Zeitbereich von 1400-1600ms beträgt der Speicherbedarf ca. 8 % vom 1024 Byte d.h. eine CR von 12,5 entsprechend Gleichung 2.2, während im Zeitbereich von 500-750 ms ein Speicher von ca. 45% ($CR = 2,2$) benötigt wird. Im Vergleich zu den Ergebnissen aus Abbildung 11 stellt sich heraus, dass die Kompression unter Verwendung bestimmter Komponenten mit dem höchsten Energiebeitrag meistens günstiger ist als solche unter Verwendung von Komponenten nur aus dem niederfrequenten Bereich. Um eine Aussage treffen zu können, welche Strategie am besten für die EEG-Datenkompression geeignet ist, werden die zwei erwähnten Kompressionsstrategien im nächsten Kapitel mit einander verglichen.

4 Simulation und Ergebnisse

4.1 Vorgehensweise

In diesem Kapitel werden verschiedene Simulations-Ergebnisse, die mit Hilfe der Software MATLAB-R2010b durchgeführt wurden, präsentiert. Zuerst wird gezeigt, wie groß der Einfluss unterschiedlicher Elektrodenpositionen (Elektroden-Setups) gleicher Anzahl auf die vorgeschlagenen Kompressionsstrategien ist. Dann folgt eine Untersuchung der Kompressionsstrategien bei der Applikation auf unterschiedliche EEG-Daten verschiedener Probanden. Diese Applikation wurde außerdem auf EEG-Daten unterschiedlicher Elektrodenanzahl (256 und 64) durchgeführt. Weiterhin wurden diese Strategien mit künstlichen Datensätzen validiert, wobei der Einfluss von mit einem weißen Rauschen verrauschten Daten auf die Kompression untersucht und analysiert wurde.

Alle geschriebenen MATLAB-Funktionen und –Quellcodes sowie verwendeten Probandendaten befinden sich auf einem elektronischen Datenträger am Ende dieser Arbeit.

4.2 Einfluss der Elektrodenposition

Die Bestimmung der Eigenvektoren der diskreten Laplace-Matrix wurde in Abschnitt 3.2.2 gezeigt, wobei diese aus den Informationen der verwendeten Elektroden-Setup berechnet wird. Diese Informationen werden durch die Messung der Elektrodenpositionen jedes Probandes gewonnen, was manchmal sehr aufwendig sein kann. Daher wird in diesem Abschnitt der Einfluss unterschiedlicher Elektroden-Setups gleicher Elektrodenanzahl auf Datenkompression untersucht.

In dieser Untersuchung werden drei Datensätze eines Probandes verwendet, die in Ruhe und ohne Stimulation aufgenommen wurden. Die Aufnahme erfolgte mit 256 Kanäle und einer 2048Hz Abtastrate. Diese Datensätze wurden parallel mit zwei 128 Kanal EEG-Verstärker aufgezeichnet und nachträglich zusammengefügt sowie auf Common Average

umreferenziert. Obwohl die Daten in Ruhe abgeleitet waren, waren sie mit einem Rauschen bei 150Hz gestört. Daher wurden sie mit einem Bandpass (1Hz-300Hz) sowie fünfmal mit Notch-Filter (48Hz - 52Hz, 98Hz - 102Hz, 148Hz - 152Hz, 198Hz - 202Hz und 248Hz - 252Hz) gefiltert. Außerdem ist ein EOG Artefakt im zweiten Datensatz zu erkennen (Abbildung 16).

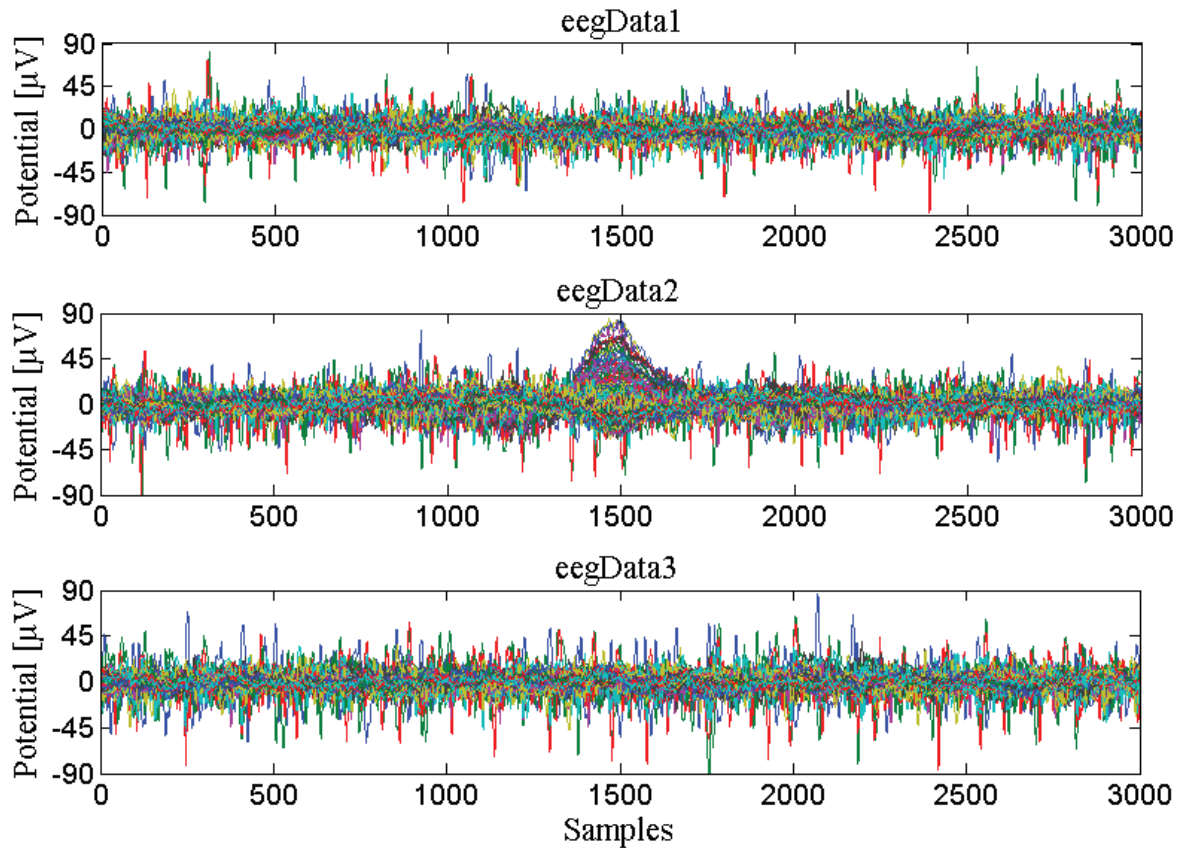


Abbildung 16: 256-kanalige EEG-Datensätze

Diese Datensätze wurden auf 3000 Samples ausgeschnitten und für die Kompression in zwei Eigenvektorräume (256x256-Matrix) verschiedener Elektroden-Setups zerlegt. Der erste Vektorraum wurde aus Standardpositionen eines 256-kanaligen EEGs und der zweite aus spezifisch für diesen Probanden ermittelten Elektrodenpositionen (getrackte Positionen) berechnet. Dabei wurde für jeden Datensatz zweimal 3000x256 Koeffizienten-Matrix gebildet (vergleiche Abschnitt 3.2.3). Die Kompression dieser Datensätze erfolgt in dieser Untersuchung mittels der im Abschnitt 3.3.1 und Abschnitt 3.3.2 erwähnten Kompressionsstrategien, wobei die rekonstruierte Energie aller Koeffizienten (ausgehend vom ersten niederfrequenten unsortierten Koeffizienten bzw. sortierten Koeffizienten mit dem höchsten Energiebeitrag) zu jedem Zeitpunkt berechnet wurde.

Zu einer veranschaulichenden Darstellung wurde der Median der rekonstruierten Signalenergie über 3000 Samples der jeweiligen Koeffizienten ermittelt. In Abbildung 17 ist dieser Median aller drei Datensätze (eegData-1, -2 und -3) für die getrackten (gestrichelte Linie) sowie Standard (durchgezogene Linie) Elektrodenpositionen mittels unsortierten Koeffizienten jeweils zweimal dargestellt, wobei die X-Achse auf Anzahl der für die entsprechende Energierekonstruktion verwendeten Koeffizienten und die Y-Achse auf die erreichte Energie in Prozent hindeutet. Ebenso wurde dieser Median der jeweiligen Datensätze mittels sortierten Koeffizienten ermittelt und ist in Abbildung 18 dargestellt.

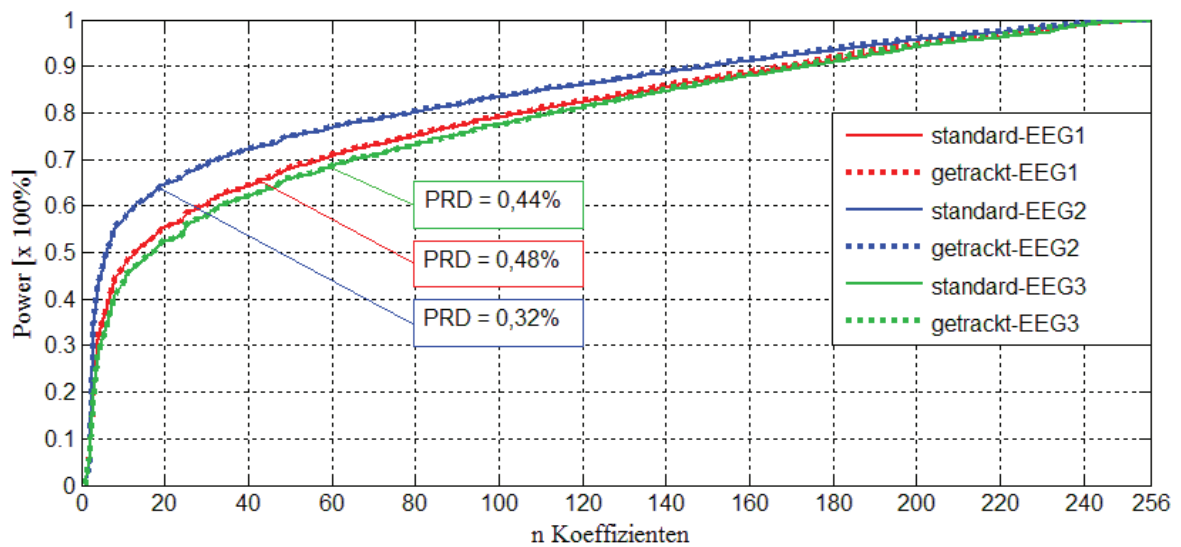


Abbildung 17: Der Median der rekonstruierten Signalenergie der EEG-1 (rot), -2 (blau) und -3 (grün) für getrackte sowie Standard-Positionen mittels unsortierter Koeffizienten

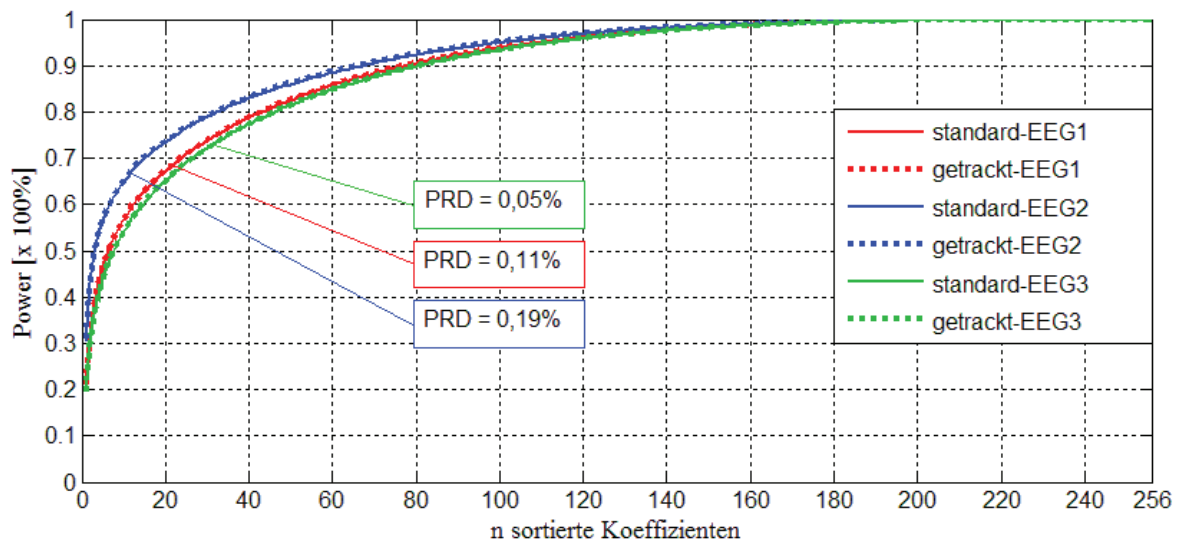


Abbildung 18: Der Median der rekonstruierten Signalenergie der EEG-1 (rot), -2 (blau) und -3 (grün) für getrackte sowie Standard-Positionen mittels sortierter Koeffizienten

In beiden Abbildungen ist deutlich zu sehen, dass die Medianverläufe von getrackten und Standard Elektroden-Setups der jeweiligen Daten für beide Kompressionsstrategien eine

geringe Differenz aufweisen. Dabei liegt die PRD (Formel 2.3) der Medianverläufe aus Standard und getrackten Elektrodenposition der jeweiligen Daten unter 1%.

4.3 Vergleich der Kompressionsstrategien

In diesem Abschnitt werden die in den Abschnitten 3.3.1 und 3.3.2 erwähnten Kompressionsstrategien untersucht sowie mit einander bezüglich der Kompressionsrate und der rekonstruierten Signalenergie verglichen. Ziel dieser Untersuchung ist, eine Aussage darüber zu treffen, welche Strategie für die EEG-Datenkompression günstiger ist. Dabei werden diese Strategien auf verschiedene EEG-Messdaten unterschiedlicher Elektrodenanzahl appliziert und analysiert. Für diesen Zweck wurden Messdaten aus 256- und 64-kanaligen EEG verwendet.

4.3.1 Applikation auf 256-kanaligem EEG

In diesem Abschnitt werden Ergebnisse vorgestellt, die durch Anwendung der entwickelten Kompressionsstrategien auf EEG-Datensätze 6 verschiedener Probanden erreicht wurden. Diese EEG-Daten wurden in Ruhe und ohne Stimulation des Probanden mit 256 Kanälen sowie einer Abtastrate von 2048 Hz aufgenommen. Allerdings wurden zu getriggerten Zeitpunkten absichtlich EOG-Artefakten erzeugt. Somit liegen zwei Arten von Datensätzen vor: artefakthaltige und –freie Datensätze je Proband. zur Rauschunterdrückung wurden diese Daten mit einem Bandpass von 1Hz bis 300Hz und Notch-Filter (50, 100, 150, 200, 250 Hz) vorverarbeitet (Abbildung 19).

Zur Untersuchung wurden von jedem der 6 Probanden drei artefakthaltige und drei artefaktfreie Datensätze mit jeweils 700 Samples Länge extrahiert. Daraus wurde ein gemeinsamer Datensatz gebildet, der 25200 Samples lang ist. Diese neu gebildeten Daten wurden gemäß Abschnitt 3.2.3 in eine 25200x256 Koeffizienten-Matrix zerlegt. Um daraus zu jedem Zeitpunkt die Signalenergie bestimmen zu können, wurde die Koeffizienten-Matrix elementarweise quadriert (Abbildung 20).

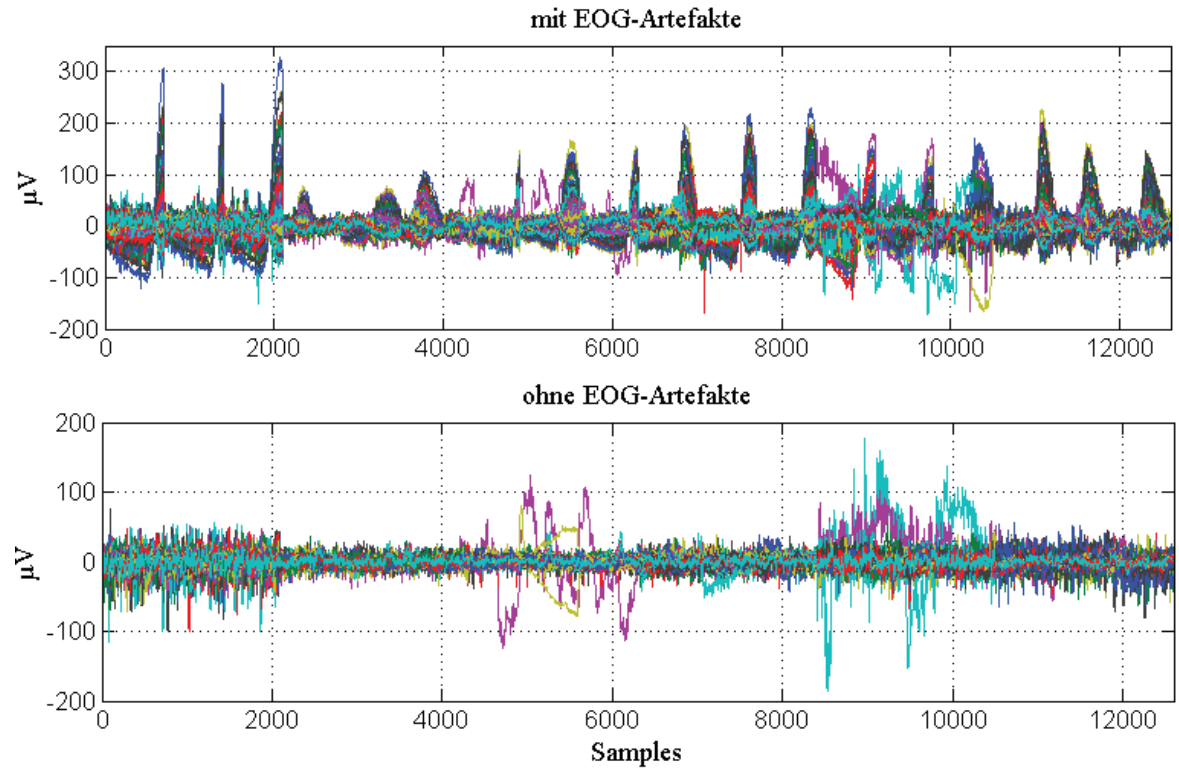


Abbildung 19: EOG-artefakthaltige (oben) und –freie (unten) 256-kanalige EEG-Datensätze

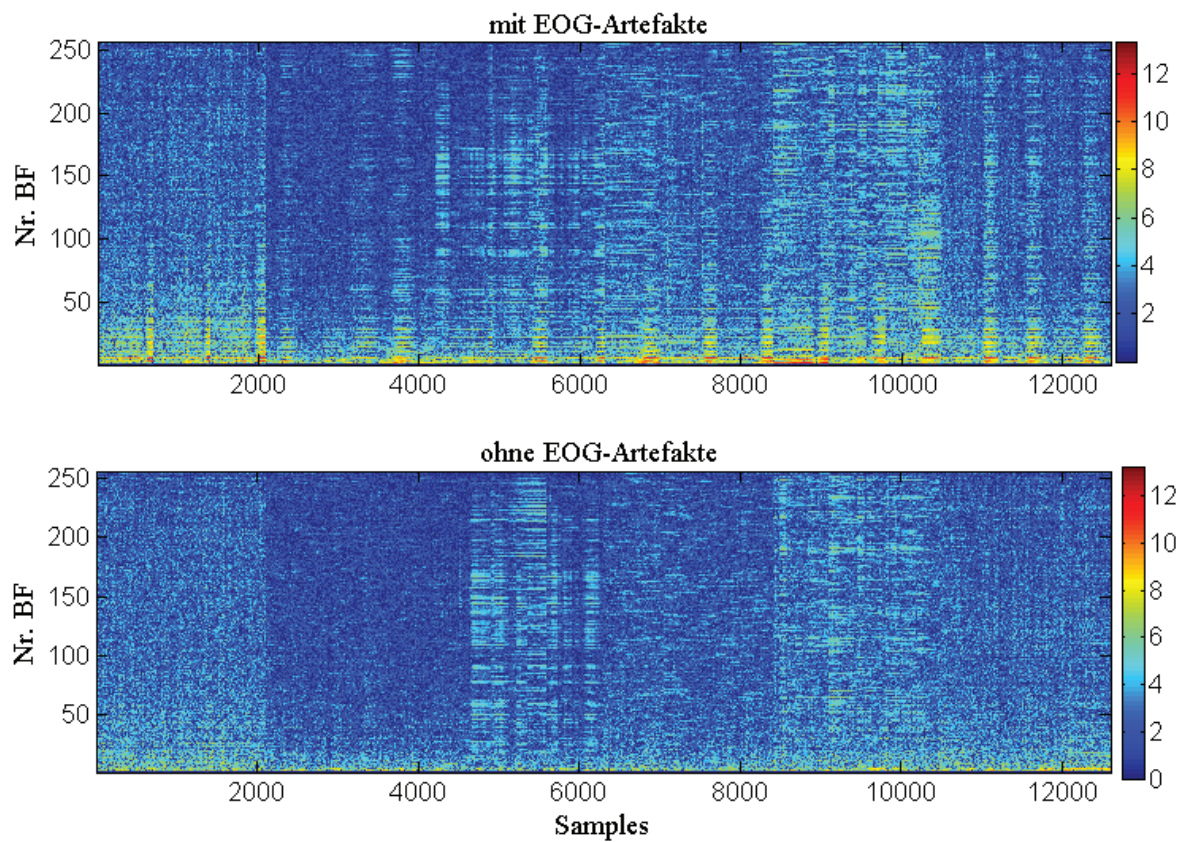


Abbildung 20: logarithmische Darstellung der räumlich harmonischen Zerlegung von EOG-artefakthaltigen (oben) und –freien (unten) 256-kanaligen EEG-Datensätzen

Die Kompression der aufbereiteten Daten mittels erster Strategie (bestimmte Anzahl niederfrequenter Koeffizienten) erfolgt, wie im Abschnitt 3.3.1 erwähnt. Dabei wird für jeden Zeitpunkt die rekonstruierte Energie aller Koeffizienten (startend beim ersten niederfrequenten Koeffizienten) prozentual zur Gesamtenergie dargestellt. Die Ermittlung dieser rekonstruierten Energie erfolgt, indem die verwendeten quadrierten Koeffizienten summiert werden.

Mit diesem Ansatz kann herausgefunden werden, wie viele Koeffizienten zur Rekonstruktion einer bestimmten Signalenergie eines gewählten Zeitpunktes benötigt werden. Dementsprechend wurde zu jedem Zeitpunkt rekonstruierte Energie der aufbereiteten Daten durch Verwendung bestimmter Anzahl von Koeffizienten berechnet. Dadurch entstehen zu jeder verwendeten Koeffizienten-Anzahl bis zu 25200 unterschiedliche Energiewerte. Dies liegt daran, dass sich zu unterschiedlichen Zeitpunkten unterschiedliche Signalenergien bzw. -verläufe befinden. Zur Veranschaulichung der erreichten Ergebnisse werden die Energiewerte zu bestimmter Koeffizienten-Anzahl durch ein Boxplot dargestellt.

Ein Boxplot ist eine grafische Darstellung der Verteilung von Messdaten, die einen schnellen Überblick über den Verteilungsbereich der Daten verschafft. Diese Darstellung ist in Abbildung 21 zu sehen, wobei auf der Abszissenachse der Speicherbedarf für eine einfache Genauigkeit (4 Byte je Koeffizient, Abschnitt 2.1.3) und auf der Ordinatenachse die rekonstruierte Energie in Prozent abgetragen werden. In jedem dargestellten Boxplot deutet der rote Strich in der Mitte auf den Median der jeweiligen Messdaten. Die Länge jeder Box gibt Informationen darüber, in welchem Bereich die mittleren 50% dieser Daten liegen. Alle anderen Werte liegen außerhalb der Box bis zu den Antennen (Whisker; schwarzgestrichelte Linien). Werte außerhalb des Oberen- und Unteren-Whiskers werden als Ausreißer (rote Punkte) betrachtet.

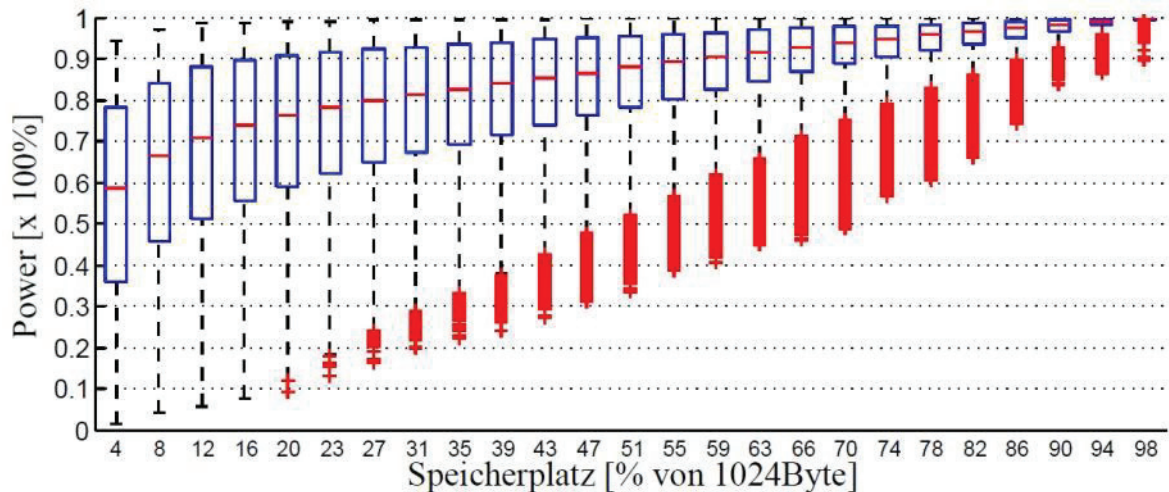


Abbildung 21: rekonstruierte Signalenergie zu Speicherbedarf nach der Kompression mit der ersten Strategie (unsortierten Koeffizienten) bei einfacher Genauigkeit

In Abbildung 21 ist deutlich zu sehen, dass mit größerem Speicherplatz höhere Signalenergie erreicht werden kann. In anderen Worten, je mehr Koeffizienten für die Kompression verwendet werden, desto besser ist die rekonstruierte Energie. Unabhängig davon haben die Verteilungen der ermittelten rekonstruierten Energien zu bestimmter Anzahl von niederfrequenten Koeffizienten (bis 90% der originalen Koeffizienten-Anzahl 256) eine relativ große Streuung (Abbildung 21; relativ lange Unteren-Whiskers und viel Ausreißer).

Die in Abschnitt 3.3.2 erwähnte zweite Kompressionsstrategie wurde ebenso auf den aufbereiteten EEG-Daten appliziert. Bei dieser Strategie werden Komponenten mit dem größten Energiebeitrag ausgesucht und für die Kompression verwendet. Dies gelingt, indem die quadrierten Koeffizienten absteigend sortiert werden. Die Ermittlung der rekonstruierten Energie aller Koeffizienten gemäß dieser Strategie erfolgt analog zu dem Vorgehen der ersten Strategie, allerdings werden vorher alle Komponenten nach dem größten Energiegehalt absteigend sortiert. Für die Speicherung bzw. Übertragung jedes sortierten Koeffizienten mit einer einfachen Genauigkeit wird in diesem Fall nicht nur 4 sondern 6 Byte benötigt. Dies liegt daran, dass zu jedem Koeffizient zusätzlich sein Index (Stellnummer) gespeichert werden soll, was eine Speichergröße von bis zu 2 Byte (Abschnitt 3.3.2) benötigt wird. Die Darstellung der rekonstruierten Energie bestimmter sortierten Koeffizienten-Anzahl erfolgt in Abbildung 22.

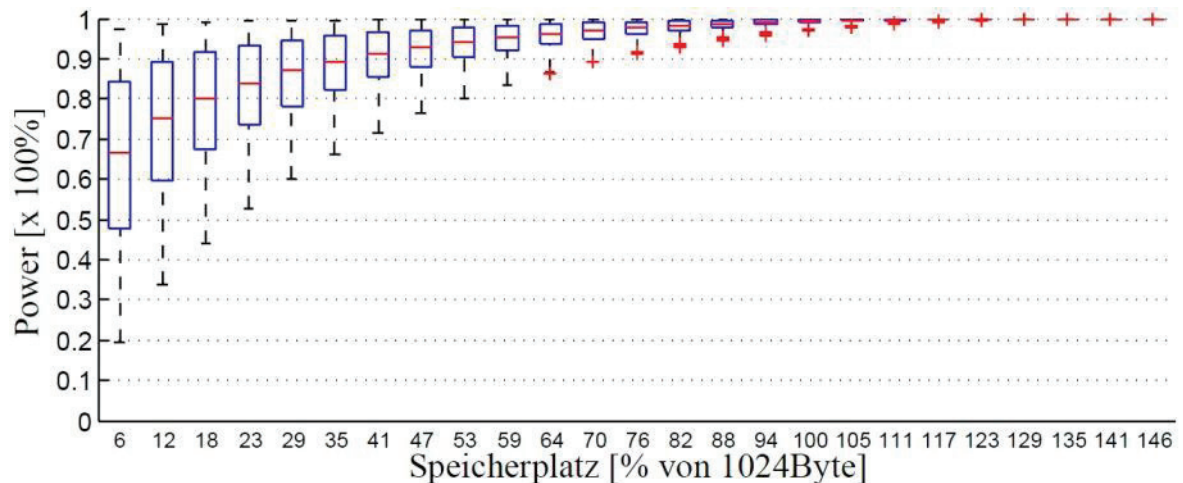


Abbildung 22: rekonstruierte Signalenergie zu Speicherbedarf nach der Kompression mit der ersten Strategie (unsortierten Koeffizienten) mit einfacher Genauigkeit

In Abbildung 22 ist wie in Abbildung 21 zu erkennen, dass mit größerem Speicherplatz höhere Signalenergie erreicht werden kann. Allerdings haben die Verteilungen der rekonstruierten Energien zu bestimmter Anzahl von sortierten Koeffizienten eine relativ kleine Streuung (Abbildung 22; relativ kurze Unteren-Whiskers und kaum Ausreißer).

Um einen übersichtlichen Vergleich zwischen den beiden Kompressionsstrategien für einfache Genauigkeit zu verschaffen, wird der Medianverlauf von den in Abbildung 21 bzw. Abbildung 22 präsentierten Ergebnissen in einem Diagramm dargestellt. Diese Darstellung ist in Abbildung 23 zu sehen, wobei der rote und blaue Verlauf auf die Medianwerte der gemäß sortierter bzw. unsortierter Koeffizienten erreichten Ergebnisse hindeutet. In dieser Abbildung ist auch zu sehen, wie sich die beiden Verläufe im Punkt (X: 93,36; Y: 0,9903) überschneiden, d.h. es wird zur Rekonstruktion einer Energie von 99,03% der Gesamtenergie bei beiden Strategien einen Speicherplatz von 93,36% der 1024 Byte benötigt. Außerdem zeigt diese Abbildung, dass eine Kompression mit sortierten Koeffizienten (roter Verlauf) besser als eine mit unsortierten Koeffizienten (blauer Verlauf) ist, z.B. zur Rekonstruktion einer 90% Energie der originalen Signalenergie wird mittels unsortierter ein Speicherplatz von ca. 60%, während mittels sortierter nur ca. 40% benötigt wird.

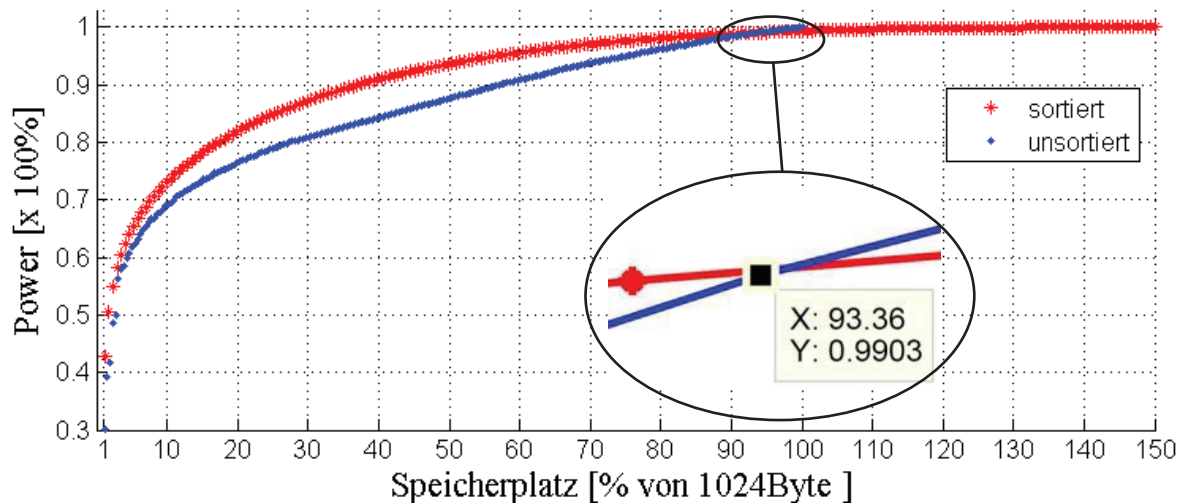


Abbildung 23: Medianverlauf der Kompressionsergebnisse für „einfache Genauigkeit“ gemäß sortierter (rot) bzw. unsortierter (blau) Koeffizienten

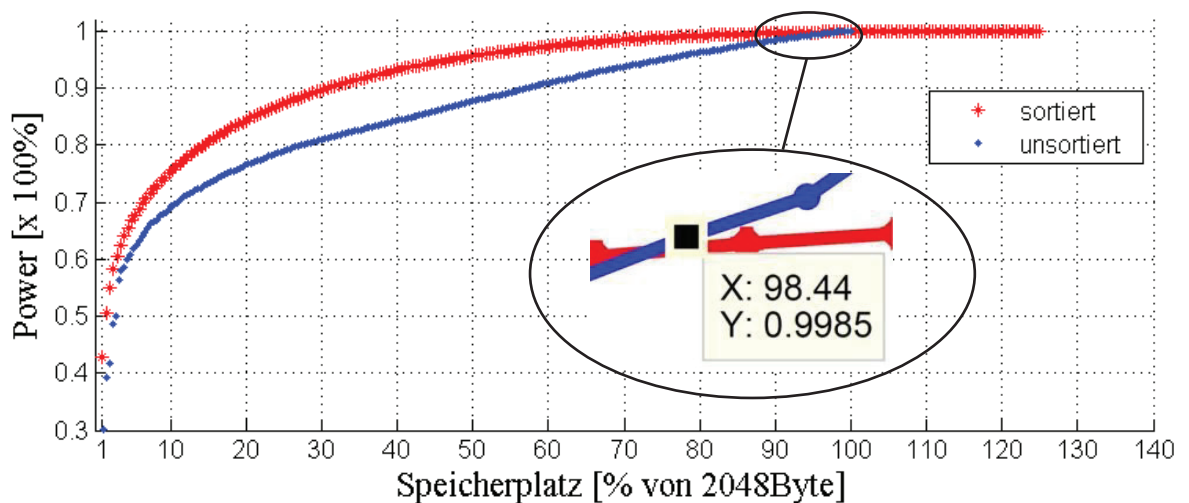


Abbildung 24: Medianverlauf der Kompressionsergebnisse für „doppelte Genauigkeit“ gemäß sortierter (rot) bzw. unsortierter (blau) Koeffizienten

Ähnliche wie in Abbildung 23 wurde auch ein Vergleich zwischen den beiden Strategien für eine doppelte Genauigkeit in Abbildung 24 durchgeführt, wobei jeder unsortierte und sortierte Koeffizient einen Speicherplatz von 8 Byte bzw. 10 Byte benötigt wird. In dieser Abbildung treffen sich die beiden Verläufe im Punkt (X: 98,44; Y: 0,9985), d.h. es wird zur Rekonstruktion einer Energie von 99,85% der Gesamtenergie bei beiden Strategien einen Speicherplatz von 98,44% der 2048Byte benötigt. In diesem Fall werden auch mit sortierten Koeffizienten bessere Kompressionsergebnisse erreicht. Dabei wird zur Rekonstruktion von 90% der originalen Signalenergie, mittels unsortierten Koeffizienten, einen Speicherplatz von ca.57% benötigt, während mittels sortierten nur ca. 30%.

4.3.2 Applikation auf 64-kanaligem EEG

In diesem Abschnitt werden Ergebnisse vorgestellt, die durch Anwendung der entwickelten Kompressionsstrategien auf EEG-Datensätze zwei verschiedener Probanden erreicht wurden. Diese EEG-Daten wurden in unterschiedlichen Zuständen des Probanden mit 64 Kanälen sowie einer Abtastrate von 2048 Hz aufgenommen. Sie bestehen aus Ruhe EEG und Alpha-Wellen sowie EOG-Artefakt (Augenbewegungen bzw. – auf/zu). Diese Signale wurden zu getriggerten Zeitpunkten absichtlich erzeugt. Somit liegen 4 Arten von EEG-Daten je Proband vor: in Ruhe, mit Augenzwinkern, mit geschlossenen Augen (α -Wellen) und während der Augenbewegungen (Abbildung 25). Von diesen EEG-Daten wurden Ausschnitte mit jeweils 3150 Sample Länge extrahiert. Bei diesen Datensätzen wurden die Kanäle M1 und M2 (präaurikuläre Punkte) entfernt, weil sie stark verrauscht waren. Daraus wurde ein gemeinsamer Datensatz gebildet, der 25200 Samples lang ist. Diese neu gebildeten Daten wurden gemäß Abschnitt 3.2.3 und analog zum Abschnitt 4.3.1 in eine 25200x62 Koeffizienten-Matrix zerlegt. Um daraus zu jedem Zeitpunkt die Signalenergie bestimmen zu können, wurde die Koeffizienten-Matrix elementarweise quadriert (Abbildung 26).

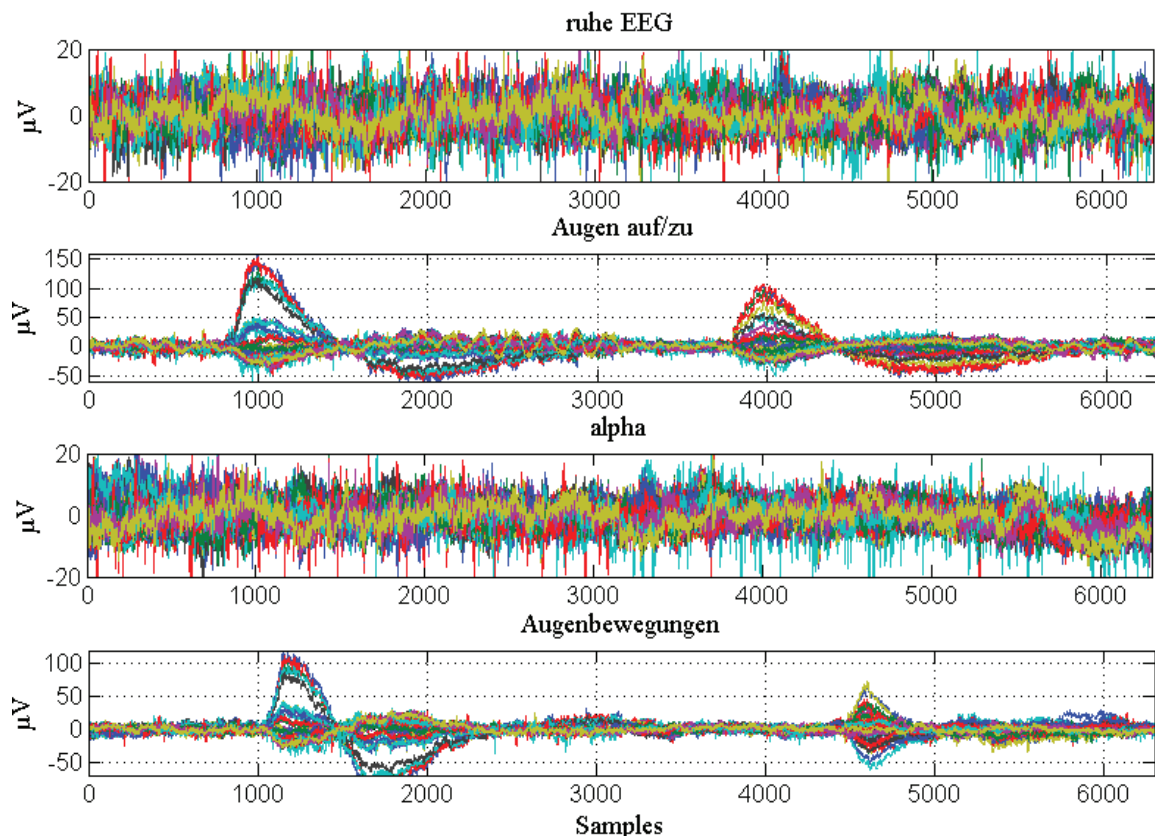


Abbildung 25: vier verschiedene 64-kanalige EEG-Datensätze

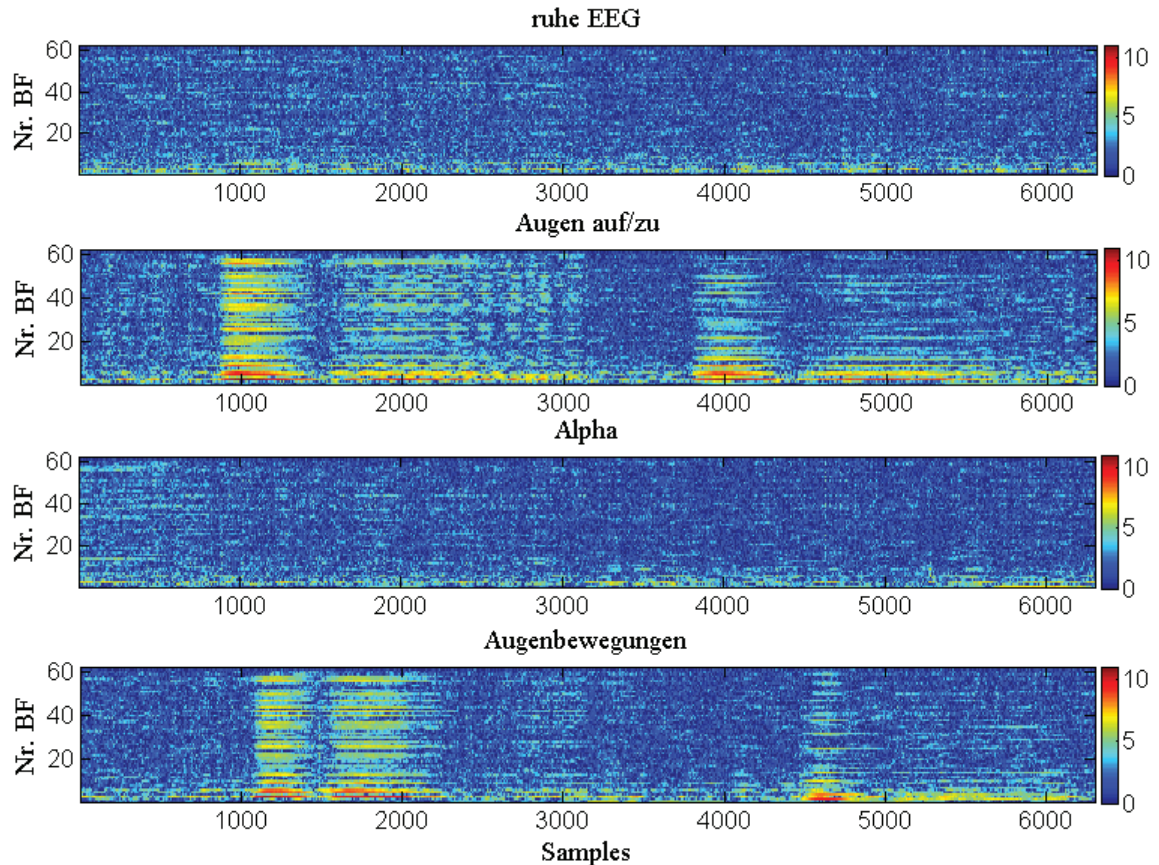


Abbildung 26: logarithmische Darstellung der räumlich harmonischen Zerlegung von vier verschiedenen 64-kanaligen EEG-Datensätze

Um einen übersichtlichen Vergleich zwischen den beiden Kompressionsstrategien für einfache Genauigkeit zu verschaffen, werden Medianverläufe der rekonstruierten Energien analog zur Abbildung 23 jedoch für 64-kanalige EEG-Ableitung in Abbildung 27 präsentiert. Dabei deutet der rote und blaue Verlauf auf die Medianwerte der gemäß sortierter bzw. unsortierter Koeffizienten erreichten Ergebnisse hin. In dieser Abbildung ist auch zu sehen, wie sich die beiden Verläufe im Punkt (X: 93,55; Y: 0,9869) überschneiden. In dieser Abbildung ist auch deutlich zu sehen, dass die Kompression unter Verwendung sortierter Koeffizienten besser als bei unsortierten Koeffizienten ist. Aus dieser Abbildung kann auch abgelesen werden, dass die Rekonstruktion einer Signalenergie von 90% mit unsortierten Koeffizienten einen Speicherplatz von 70% der Gesamtspeicher (248Byte) benötigt, während mit sortierten Koeffizienten nur 50%.

Ein Vergleich zwischen den beiden Kompressionsstrategien wurde für eine doppelte Genauigkeit durchgeführt. Dieser ist in Abbildung 28 dargestellt, wobei sich die beiden Verläufe im Punkt (X: 96,77; Y: 0,9967) überschneiden. Im diesem Fall wurde mit sortierten Koeffizienten auch besser Ergebnisse erreicht. Der benötigte Speicherplatz für die Rekonstruktion einer Signalenergie von 90% benötigt in diesem Fall mit unsortierten

Koeffizienten relativ den gleichen Speicher (70% von 496Byte) wie bei einer einfachen Genauigkeit, allerdings wird mit sortierten Koeffizienten noch bessere Ergebnisse von 40% erreicht.

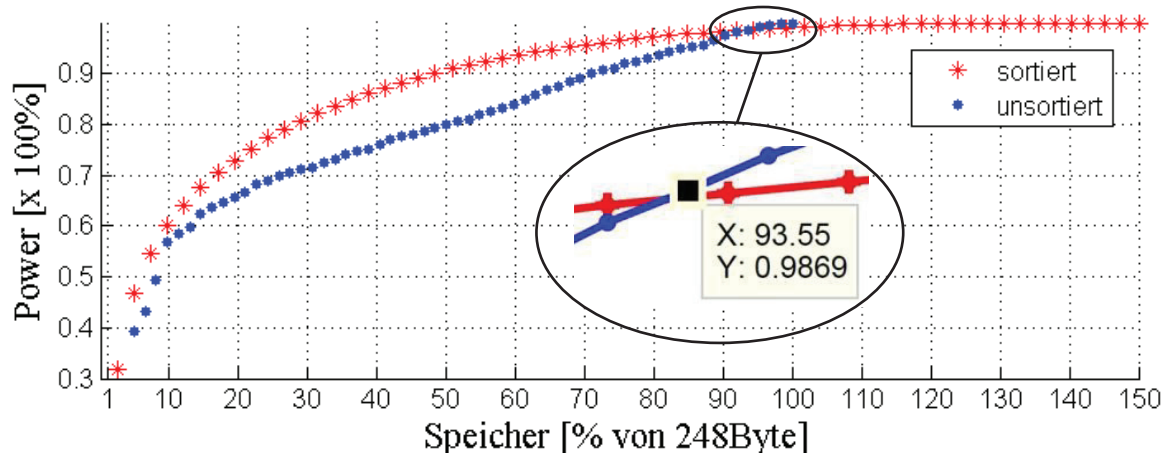


Abbildung 27: Medianverlauf der Kompressionsergebnisse für „einfache Genauigkeit“ gemäß sortierter (rot) bzw. unsortierter (blau) Koeffizienten

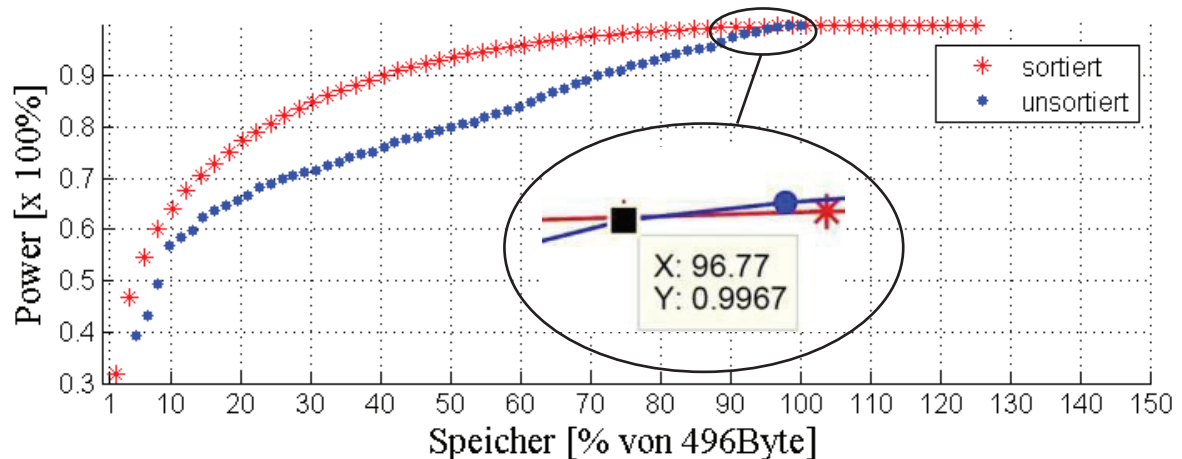


Abbildung 28: Medianverlauf der Kompressionsergebnisse für „doppelte Genauigkeit“ gemäß sortierter (rot) bzw. unsortierter (blau) Koeffizienten

Obwohl jeder sortierte Koeffizient für die Übertragung und Speicherung, ob einfache oder doppelte Genauigkeit, immer 2 Byte mehr als bei unsortierten benötigt, konnte mit sortierten Koeffizienten bis auf den Überschneidungspunkt (Abbildung 23, 24, 27 und 28) immer bessere Ergebnisse als mit unsortierten erzielt werden. Diese wurde sowohl bei der Applikation auf 256- als auch auf 64-kanalige EEG-Daten untersucht. Eine ausführliche Interpretation der in diesem und vorherigen Abschnitt erreichten Ergebnisse folgt im Kapitel Diskussion.

4.4 Einfluss verrauschter EEG-Daten

In diesem Abschnitt wird vorgestellt, wie groß der Einfluss von mit weißem Rauschen gestörten EEG-Daten auf die vorgeschlagenen Kompressionsstrategien sein kann. Zu diesem Zweck wurde ein weißes Rauschen künstlich erzeugt und zu 256-kanaligen EEG-Daten, die EOG-Artefakte enthalten, addiert.

In Abbildung 29 sind die aufbereiteten EEG-Daten und das künstlich erzeugte weiße Rauschen im oberen bzw. mittleren Diagramm dargestellt. Das untere Diagramm bildet deren Summe. Diese Datensätze wurden gemäß Abschnitt 3.2.3 in jeweils 3000×256 Koeffizienten-Matrix zerlegt und für die Bestimmung der Signalenergie zu jedem Zeitpunkt analog zum Abschnitt 4.3.1 elementarweise quadriert. Sie werden in der gleichen Anordnung wie in Abbildung 29 in Abbildung 30 gezeigt.

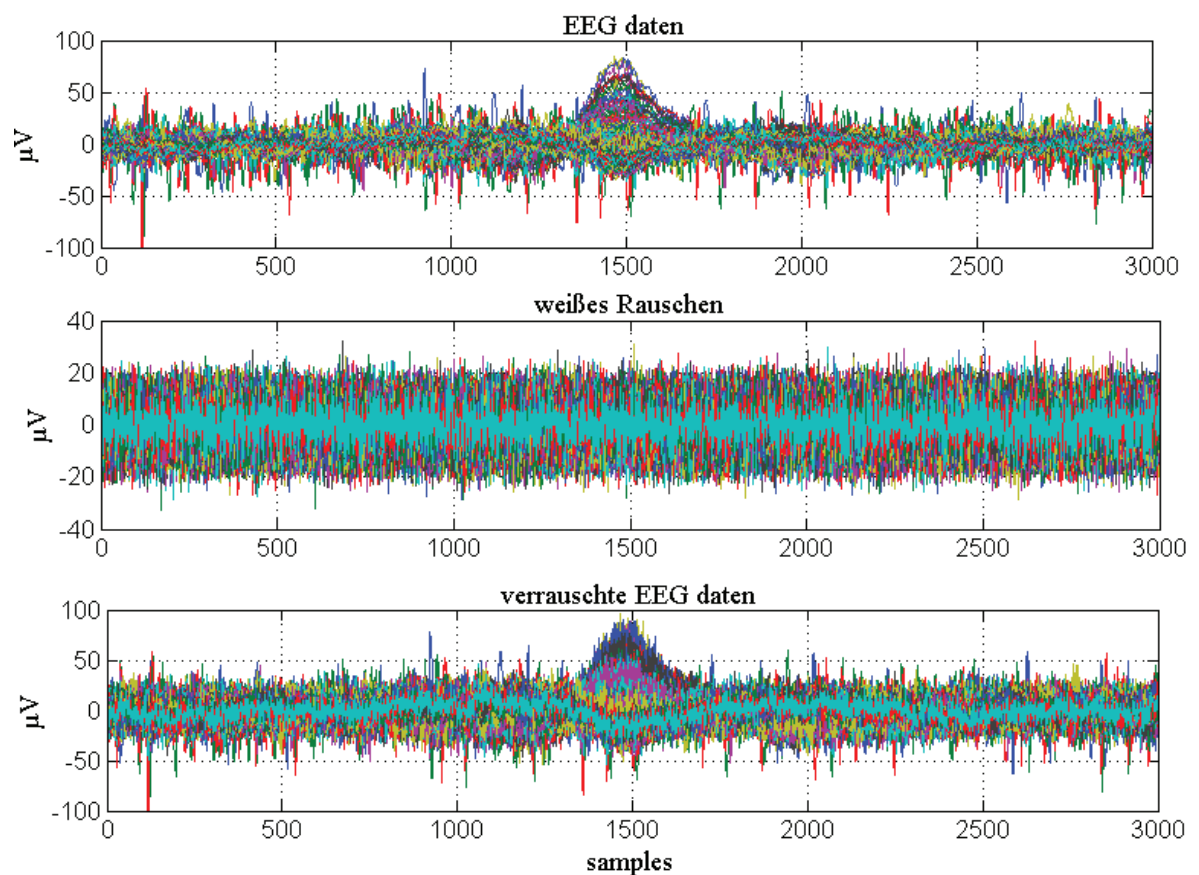


Abbildung 29: 256-kanaliges EEG (oberen), weißes Rauschen (mittleren) und verrauschtes EEG (unteren)

Die Energie dieses Rauschens wurde so gewählt, dass die SNR ungefähr 1:1 beträgt. Diese wurde aus der Division des Energiemedianes von den untersuchten EEG-Daten zum Energiemedian des Rauschens über jeweils 3000 Samples (Abtastrate = 2048Hz) ermittelt.

Die Energie beider Daten wurde durch die Berechnung der Varianz der 256-Kanäle zu jedem Zeitpunkt bestimmt.

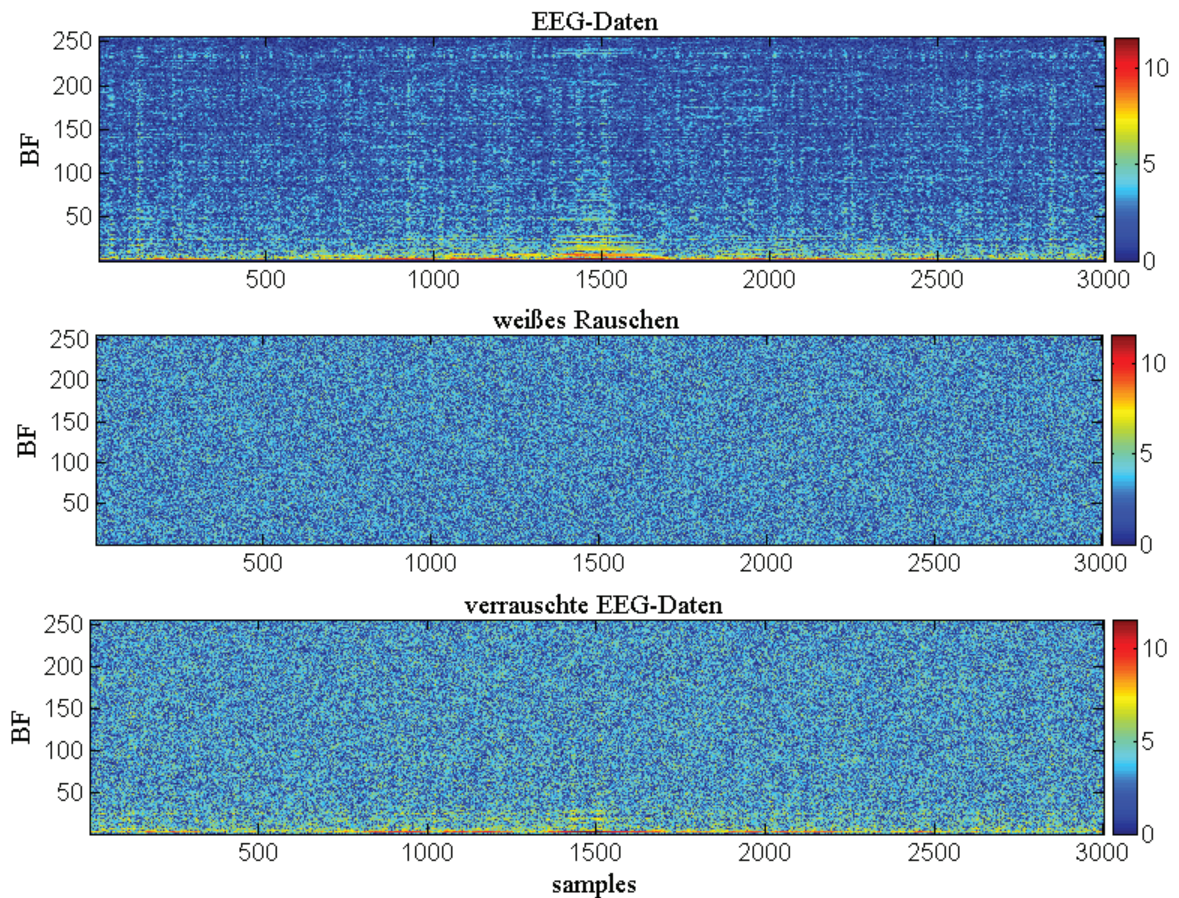


Abbildung 30: logarithmische Darstellung der räumlich harmonischen Zerlegung von einem 256-Kanal-EEG (oberen), weißes Rauschen (mittleren) und verrauschtes EEG (unteren)

In Abbildung 30 ist deutlich zu sehen, dass das Spektrum des weißen Rauschens (mittleres Diagramm) vollbesetzt ist. Die Folgen dieses Rausches auf die verwendeten EEG-Daten sind im unteren Diagramm sichtbar, wobei das Spektrum der verrauschten Daten auch vollbesetzt ist.

Für einen anschaulichen Vergleich zwischen den in dieser Arbeit vorgestellten Kompressionsstrategien bei einer einfachen Genauigkeit bezüglich verrauschten Daten, werden Medianverläufe der rekonstruierten Energien der jeweiligen Datensätze (EEG-Daten, weißes Rauschen und verrauschte EEG-Daten) analog zur Abbildung 23 in Abbildung 31 präsentiert. Die gestrichelten und durchgezogenen Linien deuten auf eine Kompression mit Hilfe unsortierten bzw. sortierten Koeffizienten hin. Die Energieverläufe aller Datensätze wurden für eine kompakte Darstellung in diesem Diagramm auf einander geplottet, wobei der rote, grüne und blaue Verlauf zu den originalen EEG-Daten, dem weißen Rauschen bzw. den verrauschten EEG-Daten gehört.

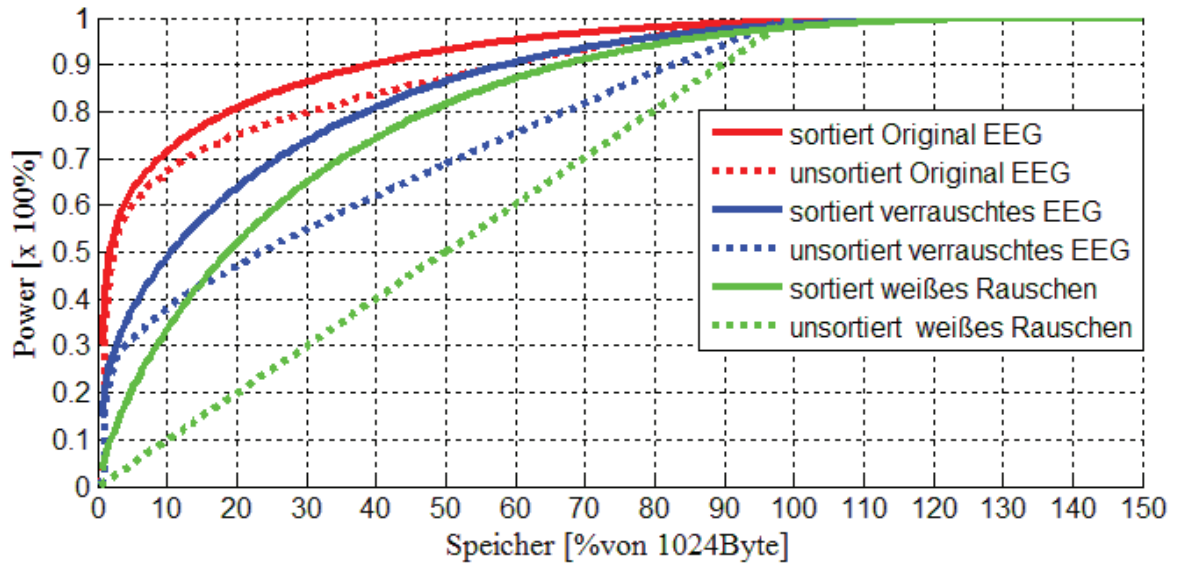


Abbildung 31: Medianverläufe der Kompressionsergebnisse für „einfache Genauigkeit“ gemäß sortierter (durchgezogene Linien) bzw. unsortierter (gestrichelte Linien) Koeffizienten von den 256-kanaligen EEG-Daten (rot), dem weißen Rauschen (grün) und den verrauschten EEG-Daten (blau).

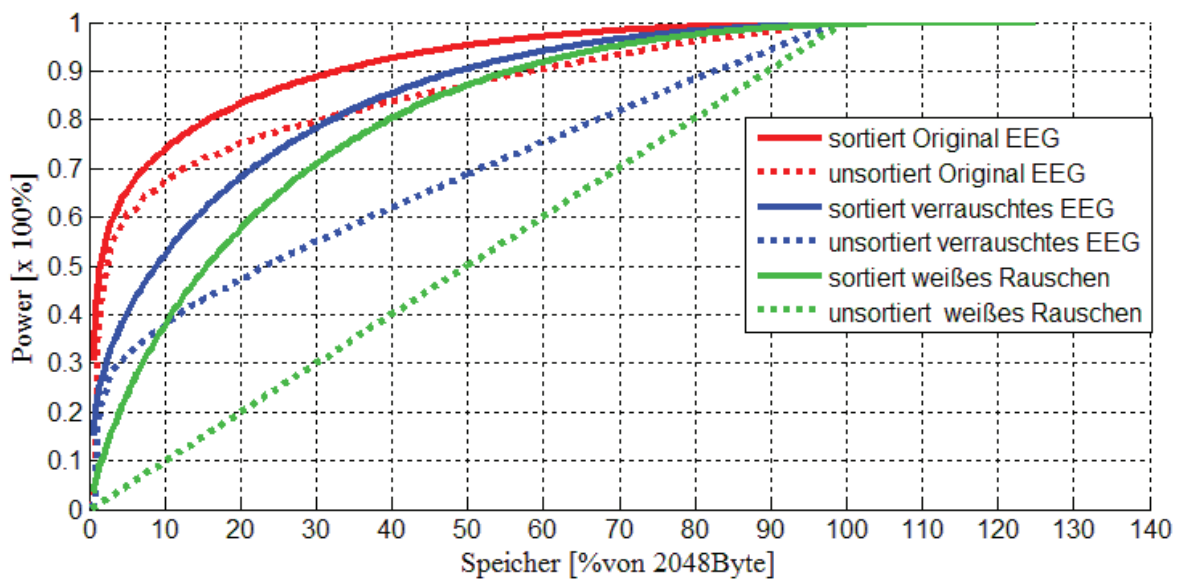


Abbildung 32: Medianverläufe der Kompressionsergebnisse für „doppelte Genauigkeit“ gemäß sortierter (durchgezogene Linien) bzw. unsortierter (gestrichelte Linien) Koeffizienten von den 256-kanaligen EEG-Daten (rot), dem weißen Rauschen (grün) und den verrauschten EEG-Daten (blau).

Abbildung 31 zeigt, dass die Kompression mit sortierten Koeffizienten bei den verwendeten Datensätzen bessere Ergebnisse als die Kompression mit unsortierten Koeffizienten erreicht. Es ist auch deutlich zu sehen, dass eine Kompression eines reinen weißen Rauschens (grün gestrichelte Linie) mit unsortierten Koeffizienten relativ schlecht ist, wobei die Rekonstruktion von 90% der Signalenergie 89% Speicherplatz benötigt. Die Kompression mit sortierten Koeffizienten dagegen benötigt einen Speicherplatz von ca. 66,8%. Ausgehend davon, dass ein EEG-Signal im schlechtesten Fall nicht schlimmer als ein weißes Rauschen bezüglich der Spektrum-Besetzung (Abbildung 30) sein kann, gelten

diese Ergebnisse als Grenzwerte des Speicherbedarfs für Kompression bei einer einfachen Genauigkeit mittels der in dieser Arbeit vorgeschlagenen Strategien. Demensprechend gelten die in Abbildung 32 präsentierten Ergebnisse für das weiße Rauschen auch als Grenzwerte des Speicherbedarfs bei doppelter Genauigkeit, wobei die Rekonstruktion von beispielsweise 90% der Signalenergie mit unsortierten und sortierten Koeffizienten 89,8% bzw. 55,6% Speicher benötigt. Für den Fall, dass die meiste Energie eines Signals im räumlich harmonischen Spektrum im hochfrequenten Bereich liegt, gelten diese Grenzwerte nicht. In der praktischen Anwendung spielt das fast keine Rolle, weil die meiste Energie eines zerlegten Signals meistens im niederfrequenten Bereich des räumlich harmonischen Spektrums verteilt ist (Abbildungen 20, 26 und 30).

5 Diskussion

In diesem Kapitel werden die im Rahmen dieser Arbeit erreichten und im vorherigen Kapitel vorgestellten Ergebnisse diskutiert. Der Einfluss von unterschiedlichen Elektroden-Setups (Standard- gegen getrackten Elektrodenposition) gleicher Elektroden Anzahl auf der vorgeschlagenen Kompressionsmethode wurde zuerst untersucht. Dabei wurde gezeigt, dass dieser Einfluss so gering ist, dass er bezüglich der Kompression vernachlässigt werden kann. Dies liegt daran, dass die aus den jeweiligen Elektroden-Setups gebildeten Eigenvektorraum (Basisfunktionen) einen geringen Unterschied zueinander aufweisen. Somit wurde festgelegt, dass die für eine Kompressionsaufgabe benötigten Basisfunktionen nicht für jeden Proband individuell ermittelt werden müssen, sondern nur einmalig aus einem Standardelektroden-Setup. Dabei wird auf ihre aufwendige Berechnung verzichtet.

In experimentellen Simulationen wurde gezeigt, dass mittels einer räumlich harmonischen Analyse des Laplace-Beltrami-Operators eine Kompression von EEG-Daten möglich ist, wobei die Zerlegung dieser Daten in Koeffizienten für diesen Zweck genutzt wurde. Zwei Strategien wurden dazu vorgeschlagen, wie am besten diese Koeffizienten für die EEG-Datenkompression genutzt werden könnten. Belegend mit Ergebnisse unterschiedlicher Bedingungen, wie Art der aufbereiteten Daten, Anzahl der Ableitelektroden und Art der Darstellungsgenauigkeit (einfache und doppelte Genauigkeit), wurde gezeigt, dass die Kompression mit sortierten Komponenten des höchsten Energiegehalts besser ist als mit bestimmter Anzahl von niederfrequenten Komponenten (unsortiert). Dies war zu erwarten, weil in einem räumlich harmonischen Spektrum eines EEG-Signals die meisten Energieanteile des Signals zu einem gewählten Zeitpunkt nicht nur im niederfrequenten Bereich liegen. Sie können auch auf das ganze Spektralbereich verstreut sein. Es wurde auch erwartet, dass die Kompression mit sortierten Koeffizienten nur bis zu einer bestimmten Rekonstruktionsenergie besser als mit unsortierten ist. Das ist darauf zurückzuführen, dass die Speicherung bzw. Übertragung von sortierten Koeffizienten -ob

bei einer einfachen oder doppelten Genauigkeit- immer zwei Byte mehr als unsortierten benötigt. In der Tat haben die Ergebnisse das gezeigt, wobei für die Rekonstruktion einer Signalenergie von ca. 99% einen Speicherplatz von ca. 93% und ca. 98% bei einer einfachen bzw. doppelten Genauigkeit, d.h. bei einer Rekonstruktion einer Signalenergie ab 99% lohnt es sich nicht mehr, die Koeffizienten nach dem höchsten Energiebeitrag zu sortierten, und die Kompression ab dieser Energie mit unsortiert Komponenten günstiger als sortiert ist.

Der Einfluss von stark verrauschten EEG-Daten auf die vorgeschlagenen Kompressionsstrategien wurde simuliert und untersucht, wobei ein weißes Rauschen zu aufbereiteten EEG-Daten mit einer SNR von ca. 1:1 addiert wurde. Es wurde gezeigt, wie stark verrauschte EEG-Daten diese Kompressionsstrategien beeinflussen können. Das liegt daran, dass das räumlich harmonische Spektrum von stark verrauschten Daten vollbesetzt ist und die Signalenergie in diesem Spektrum sowohl in den nieder- als auch hochfrequenten Bereichen fast gleich verteilt ist. Demzufolge wird zur Rekonstruktion einer höheren Signalenergie eine größere Anzahl von Koeffizienten benötigt, was zur Erhöhung des Speicherbedarfs führt. Trotzdem konnte mit sortierten Koeffizienten eine bessere Kompression erreicht werden, weil die Koeffizienten nach deren Energiegehalt absteigend sortiert werden und die gewünschte Energie zu einem gewählten Zeitpunkt mit weniger Koeffizienten rekonstruiert werden kann. Da es gezeigt wurde, dass ein räumlich harmonisches Spektrum eines weißen Rauschens immer vollbesetzt ist, wurden die erreichten Kompressionsergebnisse als Grenzwerte betrachtet. Dabei gilt es, wie viel Speicherbedarf zur Rekonstruktion einer bestimmten Energie eines EEG-Signals zu einem gewählten Zeitpunkt maximal benötigt wird.

Eine sinnvolle Untersuchung der erreichten Ergebnisse gegenüber anderen EEG-Kompressionsmethoden wäre einen Vergleich zwischen den in dieser Arbeit vorgeschlagenen und im Abschnitt 2.4 erwähnten Kompressionsmethoden. Dieser war leider nicht möglich, weil die bei den anderen Methoden verwendeten Daten keine Benchmark-Daten sind. Es wurde auch erwähnt, dass die in dieser Arbeit vorgeschlagene Kompressionsmethode verlustbehaftet ist, wobei nach einer Kompression Informationen verloren gehen können. Deswegen kann an dieser Stelle keine Aussage darüber getroffen werden, wie groß so eine Kompression sein darf. Diese kann nur mit Hilfe mehrerer Fachleute getroffen werden, weil sonst die ärztliche Diagnose verfälscht werden könnte.

6 Zusammenfassung und Ausblick

Basierend auf der räumlich harmonischen Zerlegung wurde in dieser Arbeit eine mögliche Kompressionsmethode von EEG-Daten untersucht. Diese wurde bei der Veröffentlichung von *U. Graichen et al.* erwähnt [2]. In Rahmen dieser Masterarbeit wurde erklärt, wie EEG-Daten mit Hilfe von aus ihrem Sensor-Setup bestimmten Basisfunktionen in Koeffizienten bzw. Komponenten zerlegt und komprimiert werden können. Aus dieser Methode wurde zwei Kompressionsstrategien entworfen, wobei die EEG-Datenkompression zum einen mit Hilfe von unsortierten Komponenten und zum anderen mit nach dem höchsten Energiegehalt absteigend sortierten Komponenten erfolgt.

Diese Strategien wurden mit einander verglichen, indem sie auf verschiedenen EEG-Daten gleicher sowie unterschiedlicher Anzahl von Elektroden (256 und 64) appliziert wurden. Die erreichten Ergebnisse haben gezeigt, dass die Kompression mit sortierten Koeffizienten bis zu einer rekonstruierten Signalenergie von ca. 99% bezüglich der Kompressionsrate immer günstiger als mit unsortierten ist. Als Beispiel wurde gezeigt, dass die Rekonstruktion einer 90% der originalen Signalenergie bei einer einfachen Genauigkeit mittels unsortierten Komponenten einen Speicherplatz von ca. 60%, während mittels sortierten nur ca. 40% benötigt wird. Bei einer doppelten Genauigkeit wurde sogar bessere Kompressionsergebnisse von 57% mittels unsortierter und 30% mittels sortierter erzielt.

Weiterhin wurde der Einfluss von verschiedenen Elektrodenpositionen gleicher Anzahl in einer Simulation getestet, wobei zwei unterschiedliche Basisfunktionen-Sätze aus Informationen von Standard- und getrackten Elektrodenpositionen für die Zerlegung eines EEG-Signals bestimmt wurden. Dabei entstanden zwei räumlich harmonische Spektren derselben Daten unterschiedlicher Sensor-Setups, deren Kompressionsergebnisse mit einander verglichen wurden. Die PRD dieser Ergebnisse hat einen Wert von weniger als 1%, welcher bezüglich der Kompression vernachlässigt werden kann.

In dieser Arbeit wurden auch Grenzwerte für den maximal benötigten Speicherplatz zur Rekonstruktion einer bestimmten Energie eines Signals mittels der beiden vorgeschlagenen Kompressionsstrategien festgelegt. Dazu wurde ein weißes Rauschen bestimmter Varianz als schlechtester Fall bezüglich der Kompression mit den vorgeschlagenen Strategien betrachtet, weil es wie auch gezeigt wurde immer ein vollbesetztes räumlich harmonisches Spektrum hat, und dementsprechend komprimiert. Dabei kam am Beispiel einer 90% rekonstruierten Energie folgende Ergebnisse raus: bei einfacher Genauigkeit 89% und 66,8% Speicherplatz mit unsortierten bzw. sortierten Komponenten, bei doppelter Genauigkeit 89% und 55,6% mit unsortierten bzw. sortierten.

Eine mögliche Erweiterung dieser Arbeit wäre ein Vergleich zwischen der untersuchten Kompressionsmethode mit den Methoden der Stand der Technik (Abschnitt 2.4), indem einheitliche EEG-Datensätze verwendet werden. Da die eingesetzte Methode dieser Arbeit eine verlustbehaftete Kompression ist, empfiehlt sich, sie mit auch verlustbehafteten Kompressionsmethoden zu vergleichen.

Zusätzlich zu den vorgeschlagenen Kompressionsstrategien (unsortierte und sortierte Komponenten) kann künftig noch ein Ansatz untersucht werden, indem die zu komprimierenden EEG-Daten als Videoszene betrachtet werden. Dafür wird am Anfang zu einem Zeitpunkt t_i eine bestimmte Signalenergie $X^2(t_i)$ progressiv übertragen (ausgehend vom ersten unsortierten sowie sortierten Koeffizient). Dann wird die Differenz zwischen zwei aufeinander folgenden Abtastpunkten $\{X(t_i) - X(t_{i+1}), X(t_{i+1}) - X(t_{i+2}), \dots, X(t_{i+(n-1)}) - X(t_{i+n})\}$ gebildet und in räumlich harmonische Koeffizienten zerlegt. Denn es wird davon ausgegangen, dass diese Differenz bei EEG-Daten mit einer Abtastrate von 2048 Hz sehr klein sein sollte und demzufolge nur mit wenig Koeffizienten rekonstruiert werden kann. Zur Rekonstruktion des Originalsignals werden die rekonstruierten Differenzen zu der am Anfang übertragen Signalenergie addiert $\{X_r(t_i) + X_{dr}(t_{i+1}), X_r(t_{i+1}) + X_{dr}(t_{i+2}), \dots, X_r(t_{i+(n-1)}) + X_{dr}(t_{i+n}); X_r(t_{i+1}) = X_r(t_i) + X_{dr}(t_{i+1}), X_d(t_{i+1}) = X(t_i) - X(t_{i+1}), X_{dr} = X_{d(nach\ der\ Kompression))\}$. Somit wird $X_r(t_i)$ wie bei einem Video-Coding als A-frame und $X_{dr}(t_{i+1})$ bis $X_{dr}(t_{i+n})$ als B-frames betrachtet. Da es sich aber um verlustbehaftete Kompression handelt, muss dieser Prozedur nach einer gewissen Zeit (t_{i+n}) wiederholt werden.

Literaturverzeichnis

- [1] „The Epoch Times,“ 07 März 2007. [Online]. Available:
http://www.theepochtimes.com/news_images/highres/2007-3-7-57097410.jpg.
[Zugriff am 28 Juli 2012].
- [2] U. Graichen, R. Eichardt, F. Patrique, D. Strohmeie und J. Haueisen, „Adaptive Spatial Harmonic Analysis Of EEG Data using Laplace Eigenspace,“ *Noninvasive Functional Source Imaging of the Brain and Heart & 2011 8th International Conference on Bioelectromagnetism (NFSI & ICBEM), 2011 8th International Symposium on*, pp. 18 - 21, 13 - 15 May 2011.
- [3] S. Zschocke und H.-C. Hansen, *Klinische Elektroenzephalographie*, Berlin; Heidelberg; New York: Springer, 2012.
- [4] H. H. Jasper, „The ten-twenty electrode system of the International Federation,“ *Electroencephalogr Clin Neurophysiology*, pp. 10: 371-375, 1958.
- [5] „McGill,“ [Online]. Available:
http://www.medicine.mcgill.ca/physio/vlab/biomed_signals/EEG_n.htm. [Zugriff am 11 Juli 2012].
- [6] V. Milnik, „Elektrophysiologie in der Praxis,“ München, Urban & Fischer, 2009, p. 353.
- [7] R. Oostenveld und P. Praamstra, „The five percent electrode system for high-resolution EEG and ERP measurements,“ *Clinical Neurophysiology*, pp. 112: 713-719, 2001.

- [8] F. Vidal, T. Hasbroucq, J. Grapperon und M. Bonnet, „Is the ‘error negativity’ specific to errors?“, *Biological Psychology* 51, pp. 109-128, 2000.
- [9] „ANT neuro“, [Online]. Available: <http://www.ant-neuro.com/products/caps/waveguard/layouts/>. [Zugriff am 19 November 2012].
- [10] P. D.-I. h. J. Haueisen, *Vorlesung: Verfahren der biomedizinischen Messtechnik*, Institut für Biomedizinische Technik und Informatik, Technische Universität Ilmenau, 2011.
- [11] D. Griffiths, J. Peters, A. Robinson, J. Spaar und Y. Vilnai, „OpenEEG“, 2002, 2003. [Online]. Available: http://openeeg.sourceforge.net/doc/modeeg/modeeg_design.html. [Zugriff am 25 Juli 2012].
- [12] ANSI/IEEE , „IEEE Standard for Binary Floating-Point Arithmetic“, 21 März 1985. [Online]. Available: <http://twins.ee.nctu.edu.tw/~tjlin/courses/co01/IEEE754.pdf>. [Zugriff am 28 Juli 2012].
- [13] S. Euler, „FH-Giessen-Friedberg, Grundlagen der Informatik“, Wintersemester 2007. [Online]. Available: <http://homepages.fh-friedberg.de/euler/wi/skript.pdf>. [Zugriff am 28 Juli 2012].
- [14] C. Delgorge, „Comparative survey of ultrasound images compression methods dedicated to a tele-echography robotic system“, *Engineering in Medicine and Biology Society, 2001. Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE*, pp. 2461 - 2464, 25-28 October 2001.
- [15] D. Huffman, „A Method for the Construction of Minimum-Redundancy Codes“, *Proceedings of the IRE*, pp. 1098 - 1101, September 1952.
- [16] T. Welch, „A Technique for High-Performance Data Compression“, *Computer*, pp. 8 - 19, June 1984.
- [17] A. Moffat, „Arithmetic Coding Revisited“, *ACM Transactions on Information Systems*, pp. 256-294, 1998.
- [18] D. Salamon, *Data Compression*, London: Springer, 2007.

- [19] J. L. CARDENAS-BARRERA, „A wavelet-packets based algorithm for EEG signal compression,“ *Medical Informatics & The Internet in Medicine*, pp. 15-27, 2004.
- [20] R. S. Istepanian, S. Laxminarayan und C. S. Pattichis, „Biosignals and Compression Standards,“ in *s M-Health: Emerging Mobile Health Systems*, USA, Springer, 2006, pp. 277-292.
- [21] D. Smutek, „Quality Measurement of Lossy Compression in Medical Imaging,“ *Prague Medical Report / Vol. 106 (2005) No. 1*, pp. 5-26, 11 Februar 2005.
- [22] Z. Bojkovic, „Image quality estimation in subband coding techniques based on human visual system,“ *Communication Technology Proceeding*, pp. 651-653 Vol.3, 5-7 März 1996.
- [23] T. A. Lasko, J. G. Bhagwat, K. H. Zou und L. Ohno-Machado, „The use of receiver operating characteristic curves in biomedical informatics,“ *Biomedical Informatics . Vol. 38*, pp. 404-415, Oktober 2005.
- [24] A. Nait-Ali und C. Cavarro-Ménard, „Quality Assessment of Lossy Compressed Medical Images,“ in *s Compression of Biomedical Image and Signals*, Chippenham, Wiltshire, WILEY, 2007, pp. 101-125.
- [25] S. Lee, J. Kim und M. Lee, „A Real-Time ECG Data Compression and Transmission Algorithm for an e-Health Device,“ *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, pp. 2448-2455, 9 September 2011.
- [26] M. Fira und L. Goras, „Biomedical Signal Compression based on Basis Pursuit,“ *International Journal of Advanced Science and Technology*, pp. 53-64, Januar 2010.
- [27] J. Chen und S. Itoh, „A wavelet transform-based ECG compression method guaranteeing desired signal quality,“ *EEE Trans. on Biomedical Engineering*, pp. 1414-1419, 1998.
- [28] Y. Nagasaka und A. Iwata, „Data compression of long time ECG recording using BP and PCA neural networks,“ *IEICE Trans. on Information & Systems*, pp. 1434-1442, 1993.

- [29] R. Benzid, F. Marir und N.-E. Bouguechal, „Quality-Controlled Compression Method using Wavelet Transform for Electrocardiogram Signals,“ *International Journal of Biological and Life Sciences*, pp. 28-33, 2005.
- [30] C. M. Fira und L. Goras, „An ECG Signals Compression Method and Its Validation Using NNs,“ *IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING*, pp. 1319-1326, 4 April 2008.
- [31] N. Magotra, G. Mandyam und W. McCoy, „Lossless compression of electroencephalographic (EEG) data,“ *Circuits and Systems, 1996. ISCAS '96., Connecting the World., 1996 IEEE International Symposium on*, pp. 313-315, 12-15 Mai 1996.
- [32] J. Ylöstalo, „Data compression methods for EEG,“ *Technology and Health care*, pp. 285-300, Juni 1999.
- [33] G. Higgins, S. Faul, R. P. McEvoy und B. McGinley, „EEG Compression Using JPEG2000: How Much Loss Is Too Much?,“ *32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS*, pp. 614-617, 4 September 2010.
- [34] I. Chavel, *Eigenvalues in Riemannian Geometry*, ser. Pure and Applied Mathematics. Academic Press, vol. 115., 1984.
- [35] S. Rosenberg, *The Laplacian on a Riemannian Manifold: An Introduction to Analysis on Manifolds*, Cambridge University Press, 1997.
- [36] M. Berger, *A Panoramic View of Riemannian Geometry*, Berlin, Heidelberg: Springer, 2003.
- [37] G. Taubin, „Signal processing approach to fair surface design,“ *Proceedings of the ACM SIGGRAPH Conference on Computer Graphics*, pp. 351-358, 1995.
- [38] Z. Karni und C. Gotsman, „spectral compression of mesh geometry,“ *Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pp. 279 - 286, 2000.
- [39] O. Sorkine, „Laplacian Mesh Processing,“ *EUROGRAPHICS '05 STAR – State of The*

Art Report, 2005.

[40] K. Sayood, *Introduction to Data Compression.*, San Francisco: Morgan Kaufmann, 2005.

[41] A. Eskicioglu, „Image quality measures and their performance,“ *Ieee Transactions on Communication*, pp. 2959-2965, Dezember 1995.

Abkürzungsverzeichnis

A	aurikulär
ADC	Analog Digital Converter
BCI	Brain Computer Interface (Gehirn Computer Schnittstelle)
BF	Basisfunktion
C	zentral
CR	Compressionsrate
Cz	Central-Zero
EEG	Elektroenzephalographie
F	frontal
FIRDA	Frontal Intermittent Rhythmic Delta
Fp	Frontopolar
MSE	Mean Square Error
O	Okzipital
OIRDA	Occipital Intermittent Rhythmic Delta
P	parietal
PRD	Percent Root mean square Difference
PRDN	Percent Root mean square Difference Normalized
RMSE	Root Mean Square Error

ROC	Receiver Operating Characteristic
SNR	Signal Noise Ratio
T	temporal
VEP	Visuell Evozierte Potentiale
Z	Zero
ZNS	zentrales Nervensystem
μV	Mikrovolt

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Beispiel einer EEG-Kopfhaube [1].....	1
Abbildung 2: schematische Darstellung der Elektrodenplatzierung nach 10-20-System [5] .	4
Abbildung 3: Beispiel einer Elektrodenanordnung nach dem Äquidistant-System [8].....	5
Abbildung 4: EEG-Frequenzbänder [5].....	7
Abbildung 5: ein Dreieckspolygonnetz [38].....	16
Abbildung 6: die ersten 8 Kanäle eines 256-kannaligen Ruhe-EEG's mit EOG-Artefakte	17
Abbildung 7: triangulierte Oberfläche der Elektrodenposition [2].....	18
Abbildung 8: räumliche Darstellung der ersten 10 niederfrequenten Basisfunktionen von oben links bis unten recht ohne die DC Basisfunktion auf der Kopfoberfläche	18
Abbildung 9: Darstellung eines mit EOG-Artefakte gestörten Ruhe-EEG's im Raum- Frequenz Bereich	19
Abbildung 10: logarithmische Darstellung der verbliebenen niederfrequenten Koeffizienten, dessen Quadratensumme zu jedem Zeitpunkt kleiner gleich 90% der Gesamtenergie ist.	20
Abbildung 11: Speicherbedarf von niederfrequenten Komponenten für 90% der Signalenergie zu verschiedenen Abtastpunkten	21
Abbildung 12: logarithmische Darstellung der ersten 25 niederfrequenten Komponenten	22
Abbildung 13: Darstellung des räumlich zeitlichen Verlaufs von EEG-Daten ausgehend von der linken Spalte bei 570ms bis zur rechten Spalte mit 20ms Abstand, die Rekonstruktion erfolgt mit 25, 15 und 5 Basisfunktionen beginnend mit der oberste Zeile, die untere Zeile zeigt den originalen Signalverlauf.	22
Abbildung 14: logarithmische Darstellung der mit dem höchsten Energiebeitrag verbliebenen Koeffizienten, dessen Quadratensumme zu jedem Zeitpunkt kleiner gleich 90% der Gesamtenergie ist.	23

Abbildung 15: Speicherbedarf von Komponenten mit höchstem Energiegehalt und deren Stellennummern für 90% der Signalenergie zu verschiedenen Abtastpunkten	24
Abbildung 16: 256-kanalige EEG-Datensätze.....	26
Abbildung 17: Der Median der rekonstruierten Signalenergie der EEG-1 (rot), -2 (blau) und -3 (grün) für getrackte sowie Standard-Positionen mittels unsortierter Koeffizienten	27
Abbildung 18: Der Median der rekonstruierten Signalenergie der EEG-1 (rot), -2 (blau) und -3 (grün) für getrackte sowie Standard-Positionen mittels sortierter Koeffizienten	27
Abbildung 19: EOG-artefakthaltige (oben) und –freie (unten) 256-kanalige EEG-Datensätze	29
Abbildung 20: logarithmische Darstellung der räumlich harmonischen Zerlegung von EOG-artefakthaltigen (oben) und –freien (unten) 256-kanaligen EEG-Datensätzen	29
Abbildung 21: rekonstruierte Signalenergie zu Speicherbedarf nach der Kompression mit der ersten Strategie (unsortierten Koeffizienten) bei einfacher Genauigkeit	31
Abbildung 22: rekonstruierte Signalenergie zu Speicherbedarf nach der Kompression mit der ersten Strategie (unsortierten Koeffizienten) mit einfacher Genauigkeit	32
Abbildung 23: Medianverlauf der Kompressionsergebnisse für „einfache Genauigkeit“ gemäß sortierter (rot) bzw. unsortierter (blau) Koeffizienten.....	33
Abbildung 24: Medianverlauf der Kompressionsergebnisse für „doppelte Genauigkeit“ gemäß sortierter (rot) bzw. unsortierter (blau) Koeffizienten.....	33
Abbildung 25: vier verschiedene 64-kanalige EEG-Datensätze.....	34
Abbildung 26: logarithmische Darstellung der räumlich harmonischen Zerlegung von vier verschiedenen 64-kanaligen EEG-Datensätze	35
Abbildung 27: Medianverlauf der Kompressionsergebnisse für „einfache Genauigkeit“ gemäß sortierter (rot) bzw. unsortierter (blau) Koeffizienten.....	36
Abbildung 28: Medianverlauf der Kompressionsergebnisse für „doppelte Genauigkeit“ gemäß sortierter (rot) bzw. unsortierter (blau) Koeffizienten.....	36
Abbildung 29: 256-kanaliges EEG (oberen), weißes Rauschen (mittleren) und verrauschtes EEG (unteren)	37

Abbildung 30: logarithmische Darstellung der räumlich harmonischen Zerlegung von einem 256-Kanal-EEG (oberen), weißes Rauschen (mittleren) und verraushtes EEG (unteren)	38
Abbildung 31: Medianverläufe der Kompressionsergebnisse für „einfache Genauigkeit“ gemäß sortierter (durchgezogene Linien) bzw. unsortierter (gestrichelte Linien) Koeffizienten von den 256-kanaligen EEG-Daten (rot), dem weißen Rauschen (grün) und den verrauschten EEG-Daten (blau).	39
Abbildung 32: Medianverläufe der Kompressionsergebnisse für „doppelte Genauigkeit“ gemäß sortierter (durchgezogene Linien) bzw. unsortierter (gestrichelte Linien) Koeffizienten von den 256-kanaligen EEG-Daten (rot), dem weißen Rauschen (grün) und den verrauschten EEG-Daten (blau).	39

Eigenständigkeitserklärung

Hiermit erkläre ich, dass ich die vorliegende Masterarbeit selbständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Hilfsmittel benutzt habe.

Die Stellen der Masterarbeit, die anderen Quellen im Wortlaut oder dem Sinn nach entnommen wurden, sind durch Angaben der Herkunft kenntlich gemacht. Dies gilt auch für Zeichnungen, Skizzen, bildliche Darstellungen sowie für Quellen aus dem Internet.

Ilmenau, den 28. November 2012

Paul Younan